

PENGARUH *BIG DATA ANALYTICS CAPABILITY* TERHADAP PERFORMA RANTAI PASOK DAN EFEK MODERASI DARI KEMITRAAN

THE EFFECT OF BIG DATA ANALYTICS CAPABILITY ON SUPPLY CHAIN PERFORMANCE AND THE MODERATING EFFECT OF PARTNERSHIPS

Edward Salim^{*)}, Erlinda Nusron Yunus^{*)¹}

^{*)} Sekolah Tinggi Manajemen PPM
Jl. Menteng Raya no. 9, Jakarta 10340, Indonesia

Abstract: *This research aims to determine the influence of big data analytics capability (BDAC) on company supply chain performance and whether partnerships between entities in the supply chain moderate this relationship. The ability of Indonesian companies to exploit and analyze big data is increasingly crucial in the Industry 4.0 era. This research uses a survey method, where the population is manufacturing companies in Indonesia, represented by respondents working in the supply chain management scope. The data from 130 companies was analyzed to test the instrument, data distribution, and hypotheses using the linear regression method. The research results show a significant and positive relationship between the human resources and intangibles variables from BDAC on supply chain performance. Still, there is no significant relationship between the tangibles variables from BDAC and supply chain performance. In addition, no moderating effect of supply chain partnerships was found on the relationship between BDAC and supply chains. The research implications will enrich the field of supply chain management, especially regarding the implementation of Industry 4.0 technology, and be a consideration for managers in efforts to improve supply chain performance.*

Keywords: *big data analytics capability, industry 4.0, manufacture, supply chain partnership, supply chain performance*

Abstrak: Penelitian ini bertujuan mengetahui pengaruh *big data analytics capability* (BDAC) terhadap performa rantai pasok perusahaan, serta apakah kemitraan antar entitas dalam rantai pasok memoderasi hubungan tersebut. Kemampuan perusahaan Indonesia dalam mengeksploitasi dan menganalisis *big data* semakin krusial diperlukan di era Industri 4.0. Penelitian ini menggunakan metode survei, dimana populasinya adalah perusahaan manufaktur yang ada di Indonesia, yang direpresentasikan responden yang bekerja di lingkup manajemen rantai pasok. Pengolahan data 130 perusahaan dilakukan untuk menguji instrument, distribusi data, dan uji hipotesis dengan metode regresi linear. Hasil penelitian menunjukkan hubungan signifikan dan positif antara variabel *human resources* dan *intangibles* dari BDAC terhadap performa rantai pasok, namun tidak ada hubungan yang signifikan antara variabel *tangibles* dari BDAC terhadap performa rantai pasok. Selain itu, tidak ditemukan efek moderasi dari kemitraan rantai pasok atas hubungan antara BDAC dan rantai pasok. Implikasi dari penelitian diharapkan memperkaya keilmuan manajemen rantai pasok, khususnya dalam kaitannya dengan implementasi teknologi Industri 4.0, serta sebagai pertimbangan para manajer dalam upaya meningkatkan performa rantai pasok.

Kata kunci: *big data analytics capability, industri 4.0, manufaktur, kemitraan rantai pasok, performa rantai pasok*

Riwayat artikel:

Diterima
8 Agustus 2023

Revisi
20 September 2023

Diterima
15 November 2023

Tersedia online
31 Januari 2024

This is an open access article under the CC BY license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)



¹ Corresponding author:
Email: erl@ppm-manajemen.ac.id

PENDAHULUAN

Semenjak dimulainya revolusi industri pertama, industri manufaktur telah memasuki revolusi industri ke-4 atau yang lebih umum dikenal dengan istilah *Industry 4.0* (Schwab, 2016; Erro-Garcés, 2019). Fenomena *Industry 4.0* membawa perkembangan teknologi digital yang mampu meningkatkan kinerja perusahaan. Adapun contoh teknologi *industry 4.0* antara lain *cloud computing*, *big data analytics* (BDA), *3D manufacturing*, *artificial intelligence*, *virtual reality*, *augmented reality*, *block chain*, maupun *self-driving vehicles* (Ali, 2019; Garray-Rondero *et al.* 2019).

Menurut Porter (1985), agar dapat mencapai keberhasilan jangka panjang, suatu perusahaan perlu memiliki keunggulan bersaing, yang pada dasarnya terbagi menjadi 2, yaitu *cost leadership* ataupun *differentiation*. Dalam membangun suatu keunggulan bersaing, perusahaan perlu menyelaraskan fungsional-fungsional yang ada dengan strategi dan tujuan dari perusahaan, salah satunya manajemen rantai pasok atau *supply chain management* (SCM), yang berperan merancang dan mengelola aliran produk, informasi maupun dana pada keseluruhan rantai pasok (Sanders, 2017) hingga ke konsumen akhir (APICS dalam Rakhman *et al.* 2018).

Dalam upaya meningkatkan performa rantai pasok untuk mencapai keunggulan bersaing, terdapat beberapa teknologi unggulan dari *industry 4.0* yang dapat diadopsi SCM suatu perusahaan, yakni *Internet of Things* (IoT), *blockchain*, *AI*, *machine learning & analytics*, *robots & automation* serta *3D printing* (Stackpole, 2020). Pengembangan *digital & analytics capabilities* sangat penting dalam merealisasikan strategi manajemen rantai pasok. Banyak perusahaan berinvestasi pada *big data analytics capability* (BDAC) dalam upaya meraih keunggulan bersaing berkelanjutan (Waller dan Fawcett, 2013; Akter *et al.* 2016; Behl, 2022).

Aplikasi penggunaan *Big Data Analytics* (BDA) dalam SCM membuat performa operasional ataupun finansial perusahaan lebih baik dibandingkan kompetitor (McAfee dan Brynjolfsson, 2012; Brynjolfsson dan McElheran, 2019; Jha *et al.* 2020), salah satunya melalui *forecasting* yang semakin akurat sehingga biaya-biaya operasional seperti biaya penyimpanan ataupun pengiriman berkurang (Mckinsey, 2016),

pengurangan jarak tempuh dan waktu pengambilan barang pada gudang penyimpanan (Chuang *et al.* 2014), serta pengurangan biaya melalui sistem pemilihan vendor terintegrasi (Raman *et al.* 2018; Nuraini *et al.* 2022). Berdasarkan paparan ini, dapat dilihat bahwa kompetensi BDAC dapat meningkatkan performa rantai pasok perusahaan. Hasil penelitian-penelitian sebelumnya menemukan adanya hubungan positif dan signifikan antara kemampuan *analytics capability* terhadap performa rantai pasok (Zhu *et al.* 2018; Hallikas *et al.* 2021).

Menurut Gupta dan George (2016), BDAC terdiri atas sumber daya *tangible*, *human resources* serta *intangible*. Dalam penelitian tersebut, ditemukan bahwa BDAC berpengaruh positif terhadap *market performance* dan *operational performance* perusahaan. Akan tetapi, belum ada penelitian yang meneliti pengaruh BDAC terhadap performa rantai pasok secara spesifik, dimana *analytics capability* ditemukan memiliki hubungan positif dan signifikan terhadap performa rantai pasok perusahaan (Trkman *et al.* 2010; Zhu *et al.* 2018; Hallikas *et al.* 2021), yang seharusnya hal ini juga berlaku pada *big data analytics capability*.

Penelitian-penelitian yang telah dilakukan sebelumnya menemukan bahwa semakin kuat hubungan kemitraan yang dijalin oleh perusahaan dengan entitas di dalam rantai pasoknya, misalnya dengan pemasok atau distributor, maka performa rantai pasok akan meningkat (Shin *et al.* 2019). Hubungan kemitraan perusahaan dalam rantai pasok diduga dapat memperkuat pengaruh penggunaan teknologi terhadap performa rantai pasok. Sebagai contoh, dengan memanfaatkan data tentang tren permintaan, kebutuhan material, hingga pergerakan nilai tukar mata uang, perusahaan dapat melakukan perencanaan dalam memaksimalkan informasi yang ada dalam upaya meningkatkan performa rantai pasok. Manfaat penggunaan teknologi ini dapat diperkuat dengan adanya hubungan kemitraan, contohnya melalui *joint planning* bersama dengan pemasok bahan baku, sehingga terjadi efisiensi pengadaan material, misalnya dengan minimalisir biaya penyimpanan. Namun hingga saat ini, belum banyak studi yang mengkaji praktik BDAC di Indonesia, serta pengaruh kemitraan dalam hubungan antara BDAC dan kinerja rantai pasok perusahaan.

Studi ini akan meneliti pengaruh BDAC terhadap performa rantai pasok, dengan mempertimbangkan variabel *supply chain partnership*/kemitraan dalam

rantai pasok sebagai variabel moderator. Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode survei agar memperoleh cukup data untuk menguji pengaruh antar variabel BDAC, kinerja rantai pasok, dan efek moderator kemitraan dalam rantai pasok.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini mengukur pengaruh BDAC terhadap performa rantai pasok serta efek moderasi kemitraan rantai pasok. Agar pengukuran performa rantai pasok yang dilakukan seragam, maka ditentukan populasi objek penelitian adalah seluruh perusahaan manufaktur yang beroperasi di Indonesia. Berdasarkan data Badan Pusat Statistik (2020), jumlah perusahaan menengah besar (dikatakan menengah bila mempunyai tenaga kerja antara 20 orang sampai dengan 99 orang, dan besar apabila mempunyai tenaga kerja 100 orang atau lebih) yang masih aktif sebesar 30.381 perusahaan. Dalam rangka efisiensi waktu dan biaya, metode pengambilan sampel yang digunakan adalah *purposive sampling*, dengan unit analisis adalah perusahaan, yang diwakilkan oleh responden yang berada di lingkup manajemen rantai pasok, serta memiliki pengalaman kerja minimal 2 tahun.

Menurut Tabachnik dan Fidell (2001), *rule-of-thumb* untuk menentukan *sample size* dalam *multiple regression* menggunakan $N > 50 + 8m$ dengan m adalah jumlah variabel independen. Pada penelitian ini terdapat 3 variabel independen dan 1 variabel moderator, sehingga minimal N adalah 82, dan menurut VanVoorhis dan Morgan (2007), *rule-of-thumb* untuk regresi minimal adalah 50 sampel, sehingga penelitian ini menargetkan minimal 100 sampel.

Pengumpulan data dilakukan dengan kuesioner secara daring, dengan menggunakan media *Google Form*, yang disebar melalui beberapa media seperti grup *whatsapp*, melalui *email* serta bantuan komunitas-komunitas dan instansi. Total responden yang diperoleh berjumlah 144 orang responden, dan melalui penyaringan berdasarkan kriteria yang sudah ditetapkan, responden yang diperoleh untuk penelitian ini berjumlah 130 orang responden. Instrumen penelitian tidak dilampirkan dalam artikel ini, dapat menghubungi penulis apabila dibutuhkan.

Metode pengolahan data terdiri atas uji asumsi, uji instrumen dan uji hipotesis. Mengacu pada Kline (2023), normalitas diukur melalui parameter *skewness* dan kurtosis, dimana data terdistribusi secara normal apabila nilai absolut dari *skewness* $< 3,0$ dan nilai absolut dari kurtosis $< 10,0$. Dalam menguji multikolinearitas, digunakan uji *tolerance* dan *variance in inflation factor* (VIF), dengan nilai *tolerance* $< 0,2$ dan VIF > 4 , maka dikatakan terdapat masalah multikolinearitas (Garson, 2012).

Pengujian heteroskedastisitas dilakukan dengan menggunakan tes Glejser, dimana variabel independen diregresikan dengan nilai absolut dari residual regresi; apabila didapat *p-value* $< 0,05$, maka data dikatakan mengalami masalah heteroskedastisitas (Obabire Akinleye *et al.* 2020). *Confirmatory Factor Analysis* atau CFA digunakan untuk memverifikasi *construct validity*, yang dapat dinilai melalui *factor loading*, dimana besar *loading* minimal 0,5 dan *reliability*, yang dinilai melalui Cronbach's Alpha, yang minimal bernilai 0,7 (Hair *et al.* 2019; Heale dan Twycross, 2015).

Pengujian hipotesis dilakukan menggunakan metode *multiple regression*. Metode ini dipilih karena merupakan teknik yang paling banyak digunakan serta dapat diterapkan pada pertanyaan penelitian yang melibatkan prediksi atau penjelasan (Hair *et al.* 2019). Hair *et al.* juga menyarankan analisis regresi untuk mengeksplorasi semua jenis hubungan ketergantungan (*dependence relationships*) yang dibutuhkan untuk menguji hipotesis pada penelitian ini. Selain itu, analisis regresi memiliki kemampuan untuk pengujian efek moderasi, yaitu analisis *hierarchical multiple regression*.

Jenis penelitian yang mampu menjawab tujuan penelitian ini adalah *non-experimental hypothesis-testing research* dimana dalam penelitian tidak dilakukan manipulasi terhadap variabel independen (Kothari, 2004), yang masuk dalam jenis penelitian kuantitatif (Rutberg dan Bouikidis, 2018), dengan metode pengumpulan data melalui survei, yang menurut Queirós *et al.* (2017) dapat menjangkau jumlah responden yang besar, tingkat keterwakilan populasi yang tinggi dan tidak terpengaruh subjektivitas dari peneliti. Survei dilakukan secara online selama tiga bulan pada awal tahun 2022.

Gambar 1 menunjukkan kerangka konseptual yang diuji pada penelitian ini, dimana tiga dimensi Big Data Analytics Capability (BDAC), yaitu aspek *tangibles*, *human resources*, dan *intangibles*, masing-masing akan meningkatkan kinerja rantai pasok perusahaan. Lebih lanjut, perusahaan yang bermitra strategis dengan entitas di dalam rantai pasoknya (misalnya, pemasok utama atau distributor), akan memiliki hubungan BDAC dan kinerja rantai pasok yang lebih kuat dibandingkan dengan yang tidak bermitra. Hipotesis dalam penelitian ini sebagai berikut:

1. Hubungan BDAC Terhadap Performa Rantai Pasok

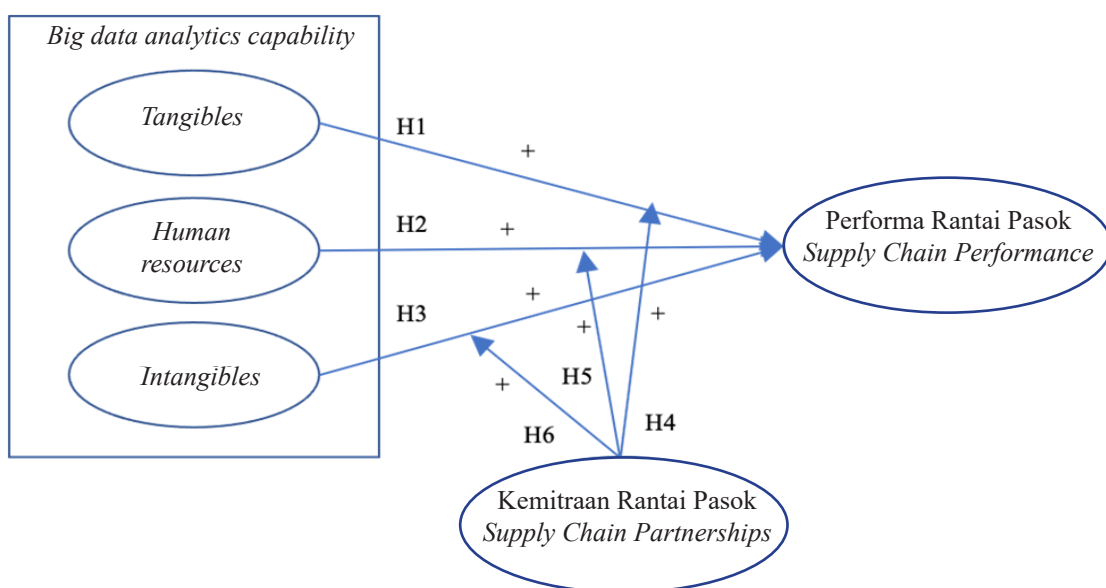
Penelitian terdahulu telah banyak mengamati hubungan antara *analytics capability* terhadap *supply chain performance*, dan ditemukan bahwa adanya pengaruh positif dan signifikan antara *analytics capability* dan *supply chain performance* (Trkman *et al.* 2010; Zhu *et al.* 2018; Hallikas, Immonen dan Brax, 2021). Pada konteks *industry 4.0*, dimana istilah *big data analytics capability* atau BDAC digunakan untuk mendeskripsikan kemampuan perusahaan dalam mengelola *big data* dan memanfaatkan *big data* untuk meningkatkan performa, Penelitian terdahulu menemukan bahwa BDAC memiliki pengaruh positif dan signifikan terhadap performa perusahaan (Wamba *et al.* 2017; Liu dan Mehandjiev, 2019; Akter *et al.* 2016). Secara umum BDAC terbagi menjadi dimensi (1) *tangibles*, dimana mencakup teknologi BDA yang dimiliki perusahaan baik infrastruktur maupun

perangkat lunak yang dimiliki, serta sumber daya seperti data, alokasi dana dan waktu, (2) *human resources*, yakni kapabilitas SDM yang dimiliki perusahaan, baik kemampuan teknis dari staf BDA (*data scientist*) ataupun kemampuan manajerial dari para manajer dan juga (3) *intangibles*, atau sumber daya tidak berwujud, tetapi merupakan aset yang berharga bagi organisasi, mencakup budaya organisasi dalam mengambil keputusan berdasarkan data atau *data-driven culture*. Sehingga, hipotesis yang akan diuji adalah:

- H1: Variabel *tangibles* dari BDAC berpengaruh positif terhadap performa rantai pasok.
- H2: Variabel *human resources* dari BDAC berpengaruh positif terhadap performa rantai pasok.
- H3: Variabel *intangibles* dari BDAC berpengaruh positif terhadap performa rantai pasok.

2. Efek Moderasi Kemitraan Rantai pasok

Penelitian-penelitian yang telah dilakukan sebelumnya menemukan bahwa semakin kuat hubungan kemitraan yang dijalin oleh perusahaan dengan anggota utama rantai pasoknya, maka performa rantai pasok akan meningkat (Shin *et al.* 2019). Penggunaan *big data* dalam meningkatkan performa rantai pasok menjadi perhatian penting terutama pada proses logistik dan *planning* (Brinch *et al.* 2018), seperti pada proses *planning*, data-data yang ada diolah untuk mendapatkan tren serta *pattern recognition* sebagai dasar *forecasting* yang bertujuan menghilangkan ketidakpastian (Lamba dan Singh, 2017).



Gambar 1. Kerangka penelitian
Figure 1. Research framework

Perusahaan dapat memaksimalkan performa rantai pasok melalui strategi-strategi pemanfaatan BDAC yang dimiliki (sumber daya *tangibles*, SDM atau *human resources*, maupun sumber daya *intangibles*), dikombinasikan dengan kerja sama yang strategis dengan *supplier*. Sehingga, hipotesis yang akan diuji adalah sebagai berikut:

H4: Semakin tinggi kemitraan rantai pasok, maka hubungan antara variabel *tangibles* dari BDAC terhadap performa rantai pasok akan meningkat.

H5: Semakin tinggi kemitraan rantai pasok, maka hubungan antara variabel *human resources* dari BDAC terhadap performa rantai pasok akan meningkat.

H6: Semakin tinggi kemitraan rantai pasok, maka hubungan antara variabel *intangibles* dari BDAC terhadap performa rantai pasok akan meningkat.

HASIL

Pra-Pengujian (*Pre-Test*)

Pada penelitian ini dilakukan pra-pengujian untuk menguji *validity* dan *reliability* dari instrumen penelitian, dengan jumlah responden sebanyak 31 orang. Pengujian *validity* dilakukan dengan metode *Confirmatory Factor Analysis* (CFA), yang bertujuan membuktikan bahwa data sesuai dengan model pengukuran yang dihipotesiskan, dimana model pengukuran tersebut didapat dari kajian teori penelitian-penelitian yang sudah ada sebelumnya (Alavi *et al.* 2020). Hasil pra-pengujian memenuhi syarat validitas dan reliabilitas sehingga dilanjutkan ke tahap *full survey*. Profil responden dapat dilihat pada Tabel 1.

Uji Asumsi dan Uji Instrumen

Hasil uji asumsi dapat dilihat pada Tabel 2. Dari hasil pengujian, data yang didapat tidak ada masalah normalitas, dimana nilai absolut *skewness* untuk seluruh *construct* bernilai dibawah 3,0 dan absolut kurtosis bernilai dibawah 10,0 (Kline, 2023). Hasil pengujian Glejser juga menunjukkan tidak ada masalah heteroskedastisitas pada data, dimana hasil regresi variabel independen dengan nilai absolut residual memiliki *p-value* di atas 0,05 (Obabire Akinleye *et al.* 2020). Berdasarkan nilai *tolerance* dan VIF, tidak ditemukan masalah multikolinearitas pada data, dimana nilai *tolerance* bernilai di atas 0,2 dan VIF di bawah 4,0 untuk seluruh variabel (Garson, 2012). Hasil uji instrumen disajikan pada Tabel 3.

Tabel 1. Profil responden
Table 1. Respondents' profiles

Faktor (<i>Factor</i>)	Sampel (<i>Sample</i>) N = 130	Proporsi (<i>Percentage</i>) (%)
Industri (<i>Industry</i>)		
Industri Kendaraan Bermotor, trailer dan semi-trailer <i>Motor Vehicle, trailers and semi-trailers Industry</i>	36	28%
Industri Tekstil <i>Textile industry</i>	11	8%
Industri Karet, Barang dari Karet dan Plastik <i>Rubber, Rubber and Plastic Products Industry</i>	10	8%
Industri Bahan Kimia dan Barang dari Bahan Kimia <i>Chemical and Chemical Products Industry</i>	9	7%
Industri Kertas dan Barang dari Kertas <i>Paper and Paper Goods Industry</i>	7	5%
Industri Makanan <i>Food industry</i>	7	5%
Industri Minuman <i>Beverage Industry</i>	7	5%
Industri Peralatan Listrik <i>Electrical Equipment Industry</i>	6	5%
Industri Mesin dan Perlengkapan YTDL <i>YTDL Machinery and Equipment Industry</i>	6	5%
Industri Farmasi, Produk Obat Kimia dan Obat Tradisional <i>Pharmaceutical, Chemical Medicinal Products and Traditional Medicine Industry</i>	5	4%
Industri Kayu <i>Wood industry</i>	5	4%
Industri Furnitur <i>Furniture Industry</i>	5	4%
Industri Komputer, Barang Elektronik dan Optik <i>Computer, Electronic and Optical Goods Industry</i>	3	2%
Industri Produk dari Batu Bara dan Pengilangan Minyak bumi <i>Coal and Petroleum Refining Products Industry</i>	3	2%
Industri Kulit, Barang dari Kulit dan Alas Kaki <i>Leather, Leather Goods and Footwear Industry</i>	3	2%

Tabel 1. Profil responden (Lanjutan)
Table 1. Respondents' profiles (continue)

Faktor (Factor)	Sampel (Sample) N = 130	Proporsi (Percentage) (%)	Faktor (Factor)	Sampel (Sample) N = 130	Proporsi (Percentage) (%)
Industri Pengolahan Tembakau <i>Tobacco Processing Industry</i>	2	2%	Bagian (Department)		
Industri Pengolahan Lainnya <i>Other Processing Industries</i>	2	2%	<i>Marketing</i>	47	36%
Industri Logam Dasar <i>Basic Metal Industry</i>	1	1%	<i>Procurement</i>	33	25%
Industri Alat Angkutan Lainnya <i>Other Transportation Equipment Industry</i>	1	1%	<i>Finance</i>	15	12%
Industri Barang Logam, Bukan Mesin dan Peralatannya <i>Metal Goods, Non-Machinery and Equipment Industry</i>	1	1%	Produksi (Production)	12	9%
			IT	10	8%
			Logistik (Logistics)	8	6%
			<i>Engineering</i>	5	4%
			Lama Kerja (Tenure)		
			2–5 tahun (years)	53	41%
			< 2 tahun (years)	44	34%
			5–10 tahun (years)	22	17%
			> 10 tahun (years)	11	8%

Tabel 2. Hasil statistik deskriptif dan uji asumsi
Table 2. Descriptive statistics and assumption test results

Construct	BDACT	BDACH	BDACI	PART	SCMP
Descriptive Statistics					
N	130	130	130	130	130
Mean	3,455	3,143	4,158	4,023	3,515
Std. Deviation	0,709	0,789	0,629	0,493	0,752
Skewness	-0,652	-0,12	-1,379	-0,143	0,058
Abs. Skewness	0,652	0,12	1,379	0,143	0,058
Kurtosis	0,889	-0,199	2,828	0,126	-0,374
Abs. Kurtosis	0,889	0,199	2,828	0,126	0,374
Glejser Test					
Unstandardized Coefficients					
B	-0,054	0,006	-0,1	0,086	
Std. Error	0,056	0,047	0,052	0,06	
p-value	0,332	0,904	0,057	0,156	
Collinearity Statistics					
Tolerance	0,444	0,513	0,643	0,784	
VIF	2,252	1,951	1,555	1,275	

Note: BDACT = *Tangibles*; BDACH = *Human Resources*; BDACI = *Intangibles*; PART = *Kemitraan Rantai Pasok (Partnerships)*; SCMP = *Performa Rantai Pasok (Supply Chain Performance)*

Tabel 3. Hasil uji instrumen

Table 3. Results of instrument tests

Construct	Measure	Factor Loading	Cronbach's Alpha
BDACT	BDACT9	0,852	0,819
	BDACT10	0,807	
BDACH	BDACH4	0,529	0,884
	BDACH6	0,581	
	BDACH7	0,76	
	BDACH8	0,701	
	BDACH9	0,87	
	BDACH10	0,73	
	BDACH11	0,671	
	BDACH12	0,654	
BDACI	BDACH13	0,626	0,711
	BDACI4	0,506	
	BDACI5	0,609	
PART	PART1	0,581	0,72
	PART2	0,597	
SCMP	SCMP1	0,704	0,831
	SCMP2	0,718	
	SCMP3	0,539	
	SCMP4	0,556	

Note: BDACT = *Tangibles*; BDACH = *Human Resources*; BDACI = *Intangibles*; PART = *Kemitraan Rantai Pasok (Partnerships)*; SCMP = *Performa Rantai Pasok (Supply Chain Performance)*

Tabel 4. Hasil uji hipotesis

Table 4. Results of hypotheses testing

DV: Performa Rantai Pasok (<i>Supply Chain Performance</i>)	Koefisien Regresi (β) Regression Coefficient (β)		
	Model 1	Model 2	Model 3
Langkah 1: Variabel Independen <i>Step 1: Independent Variables</i>			
<i>Tangibles</i>	0,169	0,121	-0,131
<i>Human Resources</i>	0,403**	0,406**	0,335
<i>Intangibles</i>	0,271**	0,200**	-0,562
Langkah 2: Partnership <i>Step 2: Partnerships</i>			
<i>Kemitraan Rantai Pasok Supply Chain Performance</i>		0,234**	-0,677*
Langkah 3: Interaksi <i>Step 3: Interactions</i>			
BDACT x PART			0,42
BDACH x PART			0,029
BDACI x PART			1,227
Model R2	0,498	0,542	
Model F	41,613**	36,946**	23,177**

Note: Standardized coefficient is reported (N = 130)

*p<0,05; **p<0,01

Pada proses pengujian instrumen, dilakukan penghilangan untuk pertanyaan yang nilai loadingnya dibawah 0,5 secara satu persatu. Hasil uji instrumen menunjukkan *factor loading* di atas 0,5 dan nilai Cronbach's Alpha diatas 0,7 atau bisa dikatakan bahwa instrumen tidak ada masalah *validity* dan *reliability*, sehingga instrumen sesuai dengan model yang sudah dihipotesiskan (Hair *et al.* 2019; Heale dan Twycross, 2015).

Uji Hipotesis

Hasil uji hipotesis disajikan pada Tabel 4. Pada model 1, ketiga variabel independen diregresikan dengan variabel dependen, dan didapat untuk variabel *tangibles* tidak ada hubungan signifikan terhadap variabel performa rantai pasok, atau H1 tidak diterima. Untuk variabel *human resources* dan *intangibles*, terdapat hubungan signifikan pada kedua variabel terhadap variabel performa rantai pasok ($p\text{-value}<0,01$), yang artinya H2 dan H3 diterima. Variabel kemitraan rantai pasok ditambahkan ke dalam model 2, ditemukan bahwa variabel ini memiliki hubungan signifikan ($p\text{-value}<0,01$) terhadap variabel performa rantai pasok.

Interaksi antar variabel dimasukkan ke dalam model 3, hasil dari regresi menunjukkan bahwa variabel kemitraan rantai pasok tidak bertindak sebagai moderator hubungan antara variabel independen dan variabel dependen. Dengan demikian H4 hingga H6 tidak diterima, atau hipotesis ditolak. Hal ini mengindikasikan bahwa tidak ada perbedaan antara perusahaan yang menjalin kemitraan strategis atau jangka panjang dengan anggota rantai pasoknya, misalnya pemasok atau distributor, dengan yang tidak bermitra strategis, dalam hal peningkatan kinerja rantai pasok melalui pemanfaatan kemampuan analitik *big data*. Hal ini sejalan dengan argumen dari Behl (2022) yang menyatakan bahwa kemampuan analitik *big data* merupakan kapabilitas internal perusahaan. Kemampuan tersebut signifikan berkontribusi pada kinerja perusahaan dibandingkan kemampuan yang diperoleh dari lingkungan eksternal. Hasil ini masih dapat didalami lebih jauh melalui penelitian-penelitian berikutnya.

Hubungan BDAC Terhadap Performa Rantai Pasok

Berdasarkan kajian teori terhadap penelitian-penelitian terdahulu, yang menemukan bahwa ada hubungan positif dan signifikan antara *analytics capability* dan performa rantai pasok (Trkman *et al.* 2010; Zhu *et al.* 2018; Hallikas *et al.* 2021), dimana dalam konteks *industry 4.0*, penelitian yang ada menemukan bahwa BDAC berpengaruh positif dan signifikan terhadap performa perusahaan (Wamba *et al.* 2017; Liu dan Mehandjiev, 2019; Akter *et al.* 2016), namun belum diteliti terkait hubungan BDAC terhadap performa rantai pasok.

Pada penelitian ini tidak ditemukan adanya hubungan yang signifikan antara variabel *tangibles* dari BDAC terhadap performa rantai pasok. Hal ini dapat disebabkan karena adanya *time lag* atau ada jeda waktu dari implementasi proyek *big data* sampai menjadi *business value* (Mikalef *et al.* 2017) serta pemanfaatan unsur *tangibles* belum maksimal untuk inovasi yang sifatnya disruptif (Olabode *et al.* 2022; Henao-García *et al.* 2021). Inovasi yang disruptif menggambarkan situasi ketika suatu industri terguncang dan perusahaan yang sebelumnya sukses kemudian tersandung (Christensen *et al.* 2015), misalnya pemanfaatan robot pada industri otomotif sehingga menghilangkan kebutuhan akan pekerja, pemanfaatan *artificial intelligence* pada industri farmasi dan kesehatan, ataupun pemanfaatan teknologi *big data* dan digital pada industri perbankan dan transportasi. Namun, meskipun perusahaan sudah berinvestasi pada teknologi, tidak serta-merta akan meningkatkan performa perusahaan (Wamba *et al.* 2015).

Variabel *human resources* dan *intangibles* dari BDAC ditemukan memiliki hubungan positif dan signifikan terhadap performa rantai pasok, atau hipotesis yang dibangun berdasarkan kajian teori dari penelitian-penelitian sebelumnya diterima. Hal ini menandakan bahwa variabel *human resources* yang menggambarkan pengembangan kompetensi sumber daya manusia dalam *big data analytics* terbukti dapat meningkatkan performa rantai pasok. Selain itu, variabel *intangibles* yang menggambarkan budaya organisasi yang berbasis penggunaan dan pemanfaatan data juga terbukti dapat meningkatkan performa rantai pasok.

Kemitraan Rantai Pasok Sebagai Variabel Moderator

Temuan yang cukup menarik adalah variabel kemitraan rantai pasok yang diduga menjadi variabel moderator, ternyata hipotesis ini tidak diterima berdasarkan hasil penelitian, dimana variabel kemitraan rantai pasok ternyata memiliki hubungan langsung yang signifikan terhadap performa rantai pasok. Hal ini sejalan dengan penelitian-penelitian sebelumnya yang menemukan bahwa semakin kuat hubungan kemitraan yang dijalin oleh perusahaan, maka performa rantai pasok akan meningkat (Yu *et al.* 2001; Shin *et al.* 2019). Artinya, kemitraan atau kolaborasi strategis dalam rantai pasok secara langsung meningkatkan kinerja operasional perusahaan. Sebagai contoh, praktik terbaik dalam kolaborasi antara P&G dan Walmart menunjukkan bahwa kolaborasi antara manufaktur sebagai pemasok dan ritel terbukti meningkatkan performa kedua perusahaan tersebut (Grean dan Shaw, 2002). Melalui kemitraan rantai pasok, perusahaan dan mitra dapat saling memanfaatkan data tren permintaan, kebutuhan material, dan kecukupan kapasitas produksi untuk melakukan perencanaan logistik bersama. Apabila perusahaan melakukan kemitraan dengan pemasok, perencanaan bersama dengan pemasok bahan baku dapat dilakukan, baik dari kuantitas bahan baku yang dibutuhkan, waktu dan tempat bahan baku tersebut dibutuhkan, serta antisipasi pergerakan nilai tukar dapat direncanakan dan diantisipasi sejak awal sehingga dapat meminimalisir biaya yang dibutuhkan, seperti biaya penyimpanan akibat pemasok yang menyimpan stok berlebih, ataupun biaya pembelian akibat nilai tukar mata uang yang naik, bahkan mengantisipasi adanya kelangkaan di pasar.

Untuk mengetahui penyebab tidak diterimanya hipotesis variabel kemitraan rantai pasok sebagai variabel moderator, perlu diteliti lebih lanjut, karena menurut penelitian yang dilakukan Chae *et al.* (2005), utilisasi teknologi informasi sejalan dengan tingkat hubungan antar perusahaan (mencakup *trust*, *interdependence*, *long-term orientation* dan *information sharing*), yang mana dimungkinkan bahwa hubungan kemitraan yang dijalin oleh perusahaan manufaktur saat ini masih pada tingkatan *arm's-length* dan belum memiliki rasa saling percaya-mempercayai (*mutual trust*), sehingga hubungan kerja sama tersebut belum dapat memaksimalkan utilisasi teknologi dalam rangka meningkatkan performa rantai pasok perusahaan.

Implikasi Manajerial

Penelitian ini menghasilkan beberapa *insight* yang dapat digunakan bagi para manajer dalam praktik di lapangan, antara lain bahwa BDAC atau kapabilitas *big data analytics* yang terbagi menjadi 3, yakni *tangibles*, *human resources* dan *intangibles* dapat memberikan pengaruh terhadap performa rantai pasok. Dari hasil penelitian, ditemukan bahwa unsur *human resources* dan *intangibles* memiliki hubungan signifikan dan positif terhadap performa rantai pasok sehingga para manajer dapat mengembangkan sumber daya manusia serta kompetensi-kompetensi maupun budaya yang berorientasi pada pemanfaatan data dalam upaya peningkatan performa perusahaan.

Pada sisi *tangibles*, ditemukan bahwa pada populasi perusahaan manufaktur di Indonesia saat ini, tidak ada hubungan yang signifikan terhadap performa rantai pasok, yang menandakan bahwa investasi pada teknologi tidak serta merta akan langsung berdampak pada performa perusahaan (Wamba *et al.* 2015), dan manajer harus dapat memanfaatkan investasi teknologi tersebut menjadi inovasi-inovasi terutama yang bersifat disruptif (Olabode *et al.* 2022; Henao-García *et al.* 2021) agar perusahaan dapat merasakan manfaat, bahkan mencapai keunggulan bersaing.

Keterkaitan antara teknologi dan kemitraan juga perlu dipertimbangkan, dimana menurut Chae *et al.* (2005), perlu adanya komitmen dari perusahaan agar utilisasi teknologi dapat dimanfaatkan secara optimum. Selain itu, pilihan perusahaan terhadap teknologi tepat guna perlu dipertimbangkan saat melakukan investasi teknologi yang bersifat *tangible*, yaitu aspek perangkat keras dari teknologi Industri 4.0.

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Tidak ada hubungan positif dan signifikan antara BDAC *tangibles* terhadap performa rantai pasok, ada hubungan signifikan dan positif antara BDAC *human resources* terhadap performa rantai pasok, ada hubungan signifikan dan positif antara BDAC *intangibles* terhadap performa rantai pasok, tidak ada hubungan moderasi kemitraan rantai pasok terhadap hubungan BDAC terhadap performa rantai pasok. Penelitian ini diharapkan dapat memperkaya keilmuan

bidang manajemen rantai pasok, khususnya dikaitkan dengan implementasi teknologi Industri 4.0 dan kemampuan analitik *big data*. Melalui hasil penelitian ini, perusahaan juga memperoleh bukti empiris terkait perlunya peningkatan kemampuan sumberdaya manusia dan budaya inovasi yang kondusif dalam analitik *big data*.

Saran

Penelitian ini tidak luput dari keterbatasan, antara lain pengumpulan responden yang memenuhi kriteria, terutama responden yang bekerja di bagian distribusi atau rantai pasok, dan juga memiliki masa kerja minimal 2 tahun. Metode *sampling* yang digunakan juga menjadi salah satu keterbatasan, dimana ada kemungkinan sampel dalam penelitian ini tidak mewakili keseluruhan populasi. Namun demikian data dapat diyakinkan bahwa data yang digunakan dalam penelitian ini adalah valid dan reliabel. Untuk penelitian selanjutnya, dapat menggunakan metode *probability sampling* dengan harapan dapat lebih menggambarkan keseluruhan populasi. Selain itu, objek penelitian juga dapat diperluas pada perusahaan yang bergerak di bidang logistik atau jasa.

DAFTAR PUSTAKA

- Akter, S, Wamba SF, Gunasekaran A, Dubey R. Childe SJ. 2016. How to improve firm performance using big data analytics capability and business strategy alignment?. *International Journal of Production Economics* 182: 113-131. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2016.08.018>.
- Alavi M, Visentin DC, Thapa DK, Hunt GE, Watson R, Cleary ML. 2020. Chi-Square for model fit in confirmatory factor analysis. *Journal of Advanced Nursing* 76(9): 2209-2211. <https://doi.org/10.1111/jan.14399>.
- Badan Pusat Statistik. 2020. *Direktori Industri Manufaktur 2020*. Jakarta: Badan Pusat Statistik.
- Behl A. 2022. Antecedents to firm performance and competitiveness using the lens of big data analytics: a cross-cultural study. *Management Decision* 60(2): 368-398.
- Brynjolfsson E, McElheran K. 2019. Data in action: data-driven decision making and predictive analytics in us manufacturing. *Rotman School of Management Working Paper*: 3422397. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3422397>
- Chae B, Yen HJR, Sheu C. 2005. Information technology and supply chain collaboration: moderating effects of existing relationship between partners. *IEEE Transactions on Engineering Management* 52(4): 440-448. DOI: 10.1109/TEM.2005.856570.
- Chuang Y, Chia S, Wong J. 2014. Enhancing order-picking efficiency through data mining and assignment approaches. *WSEAS Transactions on Business and Economics* 11: 52-64.
- Erro-Garcés A. 2019. Industry 4.0: defining the research agenda. *Benchmarking: An International Journal*. DOI: 10.1108/BIJ-12-2018-0444.
- Garray-Rondero CL, Martinez-Flores JL, Smith NR, Morales SOC, Aldrette-Malacara A. 2019. Digital supply chain model in industry 4.0. *Journal of Manufacturing Technology Management* 31(5): 887-933. <https://doi.org/10.1108/JMTM-08-2018-0280>.
- Garson GD. 2012. *Testing Statistical Assumptions*. Asheboro, NC: Statistical Publishing Associates.
- Grean M, Shaw MJ. 2002. Supply-chain integration through information sharing: channel partnership between wal-mart and procter & gamble. *E-Business Management: Integrated Series in Information Systems* (1): 155-171.
- Gupta M, George JF. 2016. Toward the development of a big data analytics capability. *Information & Management* 53(8): 1049-1064. <https://doi.org/10.1016/j.im.2016.07.004>.
- Hair JF, Black WC, Babin BJ, Anderson RE. 2019. *Multivariate Data Analysis* (8 ed.). Cengage: Australia. ISBN: 978-1-4737-5654-0.
- Hallikas J, Immonen M, Brax S. 2021. Digitalizing procurement: the impact of data analytics on supply chain performance. *Supply Chain Management: An International Journal* 26(5): 629-646. <https://doi.org/10.1108/SCM-05-2020-0201>.
- Heale R, Twycross A. 2015. Validity and reliability in quantitative studies. *Evidence-Based Nursing* 18(3): 66-67. <http://dx.doi.org/10.1136/eb-2015-102129>.
- Henao-García E, Arias-Pérez J, Lozada N. 2021. Fostering big data analytics capability through process innovation: is management innovation the missing link?. *Business Information Review* 38(1): 28-39. <https://doi.org/10.1177/0266382120984716>.
- Jha AK, Agi MA, Ngai EW. 2020. A note on big data analytics capability development in supply

- chain. *Decision Support Systems* 138: 113382. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2020.113382>.
- Kline RB. 2023. *Principles and Practice of Structural Equation Modeling* (5th ed.). New York: The Guilford Press.
- Kothari CR. 2004. *Research Methodology: Methods and Techniques* (2nd ed.). New Delhi: New Age International.
- Liu CCH, Mehandjiev N. 2019. The effect of big data analytics capability on firm performance: a pilot study in China. *EMCIS 2019*: 594-608. https://doi.org/10.1007/978-3-030-44322-1_44.
- McAfee A, Brynjolfsson E. 2012. Big data: the management revolution. *Harvard Business Review* 90(10): 60-68.
- McKinsey & Company. 2016. Big data and the supply chain: the big-supply-chain analytics landscape (Part 1) 16 Februari 2016. McKinsey & Company. <https://www.mckinsey.com/capabilities/operations/our-insights/big-data-and-the-supply-chain-the-big-supply-chain-analytics-landscape-part-1>
- Mikalef P, Framnes VA, Danielsen F, Krogstie J, Olsen D. 2017. Big data analytics capability: antecedents and business value. *PACIS 2017*.
- Nuraini R, Alamsyah D, Septarini RS, Sinlae AAJ. 2022. Completion of multi-criteria decision making using the weighted product method on the server maintenance vendor selection system. *Jurnal Teknik Informatika C.I.T Medicom* 14(1): 27-35. <https://doi.org/10.35335/cit.Vol14.2022.247.pp27-35>.
- Obabire Akinleye A, Agboola JO, Ajao Isaac O, Adegbilero-Iwari Oluwaseon E. 2020. Comparison of different tests for detecting heteroscedasticity in datasets. *Annals, Computer Science Series* 18(2): 78-85.
- Olabode OE, Boso N, Hultman M, Leonidou CN. 2022. Big data analytics capability and market performance: the role of disruptive business models and competitive intensity. *Journal of Business Research* 139: 1218-1230. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.10.042>.
- Porter ME. (1985). *Competitive Advantage: Creating and Sustaining Superior Performance*. New York, NY: The Free Press.
- Queirós A, Faria D, Almeida F. 2017. Strengths and limitations of qualitative and quantitative research methods. *European Journal of Education Studies* 3(9): 369-387. <https://doi.org/10.5281/zenodo.887089>.
- Rakhman A, Machfud M, Arkeman Y. 2018. Kinerja manajemen rantai pasok dengan menggunakan pendekatan metode supply chain operation reference (SCOR). *Jurnal Aplikasi Bisnis Dan Manajemen (JABM)* 4(1): 106. <https://doi.org/10.17358/jabm.4.1.106>.
- Raman S, Patwa N, Niranjani 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. <https://doi.org/10.1080/13675567.2018.1459523>.
- Sanders NR. 2017. *Supply Chain Management* (2nd ed.). Hoboken, NJ: Wiley.
- Shin N, Park SH, Park S. 2019. Partnership-based supply chain collaboration: impact on commitment, innovation, and firm performance. *Sustainability* 11(2): 449. <https://doi.org/10.3390/su11020449>.
- Stackpole B. 2020. 5 Supply chain technologies that deliver competitive advantage. <https://mitsloan.mit.edu/ideas-made-to-matter/5-supply-chain-technologies-deliver-competitive-advantage> [4 February 2020]
- Tabachnik BG, Fidell LS. 2001. *Using Multivariate Statistics* (4th ed.). Boston: Pearson Education, Inc.
- Trkman P, McCormack K, De Oliveira MPV, Ladeira MB. 2010. The impact of business analytics on supply chain performance. *Decision Support Systems* 49(3): 318-327. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2010.03.007>.
- VanVoorhis CRW, Morgan BL. 2007. Understanding power and rule of thumb for determining sample size. *Tutorials in Quantitative Methods for Psychology* 3(2): 43-50.
- Waller MA, Fawcett SE. 2013. Data science, predictive analytics, and big data: a revolution that will transform supply chain design and management. *Journal of Business Logistics* 34(2): 77-84. <https://doi.org/10.1111/jbl.12010>
- Wamba SF, Akter S, Coltman T, Ngai EWT. 2015. Guest editorial: information technology-enabled supply chain management. *Production Planning and Control* 26(12): 933-944. <https://doi.org/10.1080/09537287.2014.1002025>.
- Wamba SF, Gunasekaran A, Akter S, Ren SJ, Dubey R, Childe SJ. 2017. Big data analytics and firm performance: effects of dynamic capabilities. *Journal of Business Research* 70: 356-365. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.08.009>.
- Yu Z, Yan H, Cheng TCE. 2001. Benefits of information

sharing with supply chain partnerships. *Industrial Management & Data Systems* 101(3): 114-119. <https://doi.org/10.1108/02635570110386625>.

Zhu S, Song J, Hazen BT, Lee K, Cegielski C. 2018. How supply chain analytics enables operational supply chain transparency: an

organizational information processing theory perspective. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management* 48(1): 47-68. <https://doi.org/10.1108/IJPDLM-11-2017-0341>.