

Data-driven Innovation. Is Big Data the new Source of Business Ideas?

A Master's Thesis submitted for the degree of
“Master of Business Administration”

supervised by
Prof. Dr. Jörg Freiling

Mag. Anna Theresa Sturm, BSc

00504154

Affidavit

I, **MAG. ANNA THERESA STURM, BSC**, hereby declare

1. that I am the sole author of the present Master's Thesis, "DATA-DRIVEN INNOVATION. IS BIG DATA THE NEW SOURCE OF BUSINESS IDEAS?", 114 pages, bound, and that I have not used any source or tool other than those referenced or any other illicit aid or tool, and
2. that I have not prior to this date submitted this Master's Thesis as an examination paper in any form in Austria or abroad.

Vienna, 18.08.2023

Signature

Preface & Acknowledgements

Besides saying a big, big “thank you” to my family and friends, especially my husband and daughter for their support and understanding, I would like to quote J.K. Rowling:

“Ginny!” said Mr. Weasley, flabbergasted. “Haven’t I taught you anything? What have I always told you? Never trust anything that can think for itself if you can’t see where it keeps its brain?”

J.K. Rowling, 1998, Harry Potter and the Chamber of Secrets

I believe this is a great statement thinking of artificial intelligence, data-driven innovation and how data analytics and machine-learning is already impacting and will impact our lives. Technology is making its way and offering us many opportunities, but we should never stop questioning and staying vigilant about what a machine presents to us or tells us to do. I also want to thank Prof. Dr. Jörg Freiling for his feedback and guidance as well as my interview partners for their openness and their time.

Abstract

This research aimed to understand the potential of data-driven innovation (DDI) and answer the question whether big data is the new source of business ideas. Literature review uncovered that there is no universal definition of DDI although the main idea of creating something new or a better version of something based on data is always present. I found a considerable number of empirical studies focusing on enabling factors (digital literacy, data-driven culture, IT & big data management capabilities, maturity of digital/data strategy) and DDI's impact on a firm's innovation and financial performance. The highly interdisciplinarity and complex nature of the topic required a comprehensive conceptual phase in advance, gathering and tying up the "loose ends" of previous research. Following this iterative process, I finally formulated my research questions. Subsequently, I conducted five qualitative interviews with experts of different industries. The aim was to look at DDI from different angles and gain first-hand practical insights and best practice on how an organization needs to be set up, what (political, legal, technical) requirements are needed for DDI, and how data influence the innovation process. Based on the interviews, I drew the "Model of the DDI Ecosystem", displaying relevant players/roles and influencing/enabling factors. I state that big data is a very valuable source of innovation but will not (entirely) replace other sources and conclude with "The 3 Faces of DDI" – (1) the usage of AI tools to increase efficiency in day-to-day business, substantially changing the way-of-working, (2) the usage of big data analytics, models, and machine learning for innovating and optimizing products, services, and processes in the existing business (as routine/targeted internal innovation or also data-driven optimization (DDO)) and (3) the usage of big data sets and analytics for the development of new products, services, or business models (as architectural or radical/disruptive external innovation or also data-based innovation (DBI)) that requires exchange of large amount of anonymized and aggregated data across company-, industry- and country-borders. Whereas the first face of DDI is a "next level of software tools" and easy to implement, the second face requires more internal capabilities and competencies regarding data management, processing, and literacy. The third face is the most complex one, raising legal and ethical questions as well as the issue of information/data security and entrepreneurial competitiveness. Finally, recommendations for further research were made for all the "3 Faces of DDI".

Table of Contents

1.	Introduction	1
2.	Conceptual Foundations: Innovation, Big Data & AI	3
2.1.	The Discipline of Innovation: Why to innovate?	3
2.2.	Organizing and sourcing Innovation: Innovation Processes	6
2.3.	Big Data & Artificial Intelligence Basics: What is it about?	11
2.4.	Legal Framework, Regulations & Business Ethics of AI	14
2.5.	AI in Business Practice: The Future of Work	19
3.	Literature Review: Data-driven Innovation (DDI)	21
3.1.	State-of-the Art Academic Research	22
3.2.	Theoretical Concept of DDI	26
3.3.	Empirical Studies: Usage & Impact of Big Data	30
3.4.	Practical Examples & Limitations and Biases	35
4.	Methodical Approach	38
5.	Research Problem & Questions	41
6.	Results	45
7.	Discussion	58
8.	Conclusion	63
	Bibliography	66
	List of Abbreviations	71
	Table of Figures	72
	List of Appendixes	73
	Appendix A: Summary of Legal Framework of AIA & GDPR	74
	Appendix B: Proposal/Questions for further Research on DDI	76
	Appendix C: Questionnaire Framework for Expert Interviews	78
	Appendix D: Transcript of Expert Interviews	80

1. Introduction

Each day, we leave our digital footprints, adding up to tons of data available for companies (and individuals) to be analyzed, processed, and used as valuable source of information to operate and manage the business. On the one hand, big data can help to improve existing business operations - i.e., increase the overall customer experience, reduce operational costs by making processes more efficient and digitalized. On the other hand – this is the assumption made and question posed within this master thesis – these data sources and artificial intelligence tools based on big data could be an inspiration and source for new business opportunities and ideas. From an academic point of view, data-driven innovation (DDI) as a research field is not new but gained in importance in the last 5-10 years with an almost exploding number of research papers and studies covering this topic and the interrelation of big data and innovation. In business practice, there seems to be a deep rift between the big tech companies of this world, talking about Apple, Amazon, Google, etc. that own huge amounts of data and practically built their business on big data science and machine-learning on the one hand and all other “traditional” industries as well as smaller and local companies on the other hand. Although most companies realized the immense value of the data at hand, they often struggle and fail to use them in their daily business practice. Especially when it comes to innovation – the development of new products or services, revenue models or new technologies – a data-driven approach often is seen as a critical factor and practicable way for companies to gain competitive advantage and secure future success; however, in practice it turns out to be too time-consuming and expensive, probably the required skills and know-how is missing, the data might be biased or the results simply not convincing enough to the management. In this master thesis I aim to analyze the status quo as well as the future potential of data-driven innovation in a business context. I would like to understand: What are the opportunities and what the challenges experienced? What are the necessary pre-requirements for DDI? What is the role of governments, of political and law-making institutions? How does an organization need to be set up – what are the roles and departments involved, what are the ways-of-working and does DDI needs to follow a dedicated process? In the first part of this thesis, I conduct a literature review that sets DDI in the context of the

theoretical and conceptual foundations of innovation, big data (BD) and artificial intelligence (AI) and explores the state-of-the art of academic research, including theoretical concepts of DDI as well as an overview on empirical studies and recommendations for further research. Based on the literature review, my initial research question “Is big data the new source of business ideas?” gets more elaborated, with the following three areas of focus: (1) What are the business goals and applications for DDI and what is the resulting value for the business? (2) What are external influencing factors in terms of political, legal, technical conditions and environments? (3) What are internal influencing factors in terms of organizational prerequisites and transformational processes? In the second part of the thesis, I then conduct qualitative interviews with innovation and digitalization experts of different industries. The aim is to collect a variety of different perspectives and views on the topic of DDI and to ultimately be able to derive a practical guidance to data-driven innovation. It is obvious that the outcome cannot be a one-size-fits-all theory or model as the starting points of respective industries and companies are entirely different ones. Future research might focus on one industry or type of company (mid-size, family-owned, large corporation) specifically. Also, the size of the country the company is operating in, whether US or European or any other law applies, etc. makes a huge difference. In addition, the topic of DDI requires a collaboration between different disciplines and academic areas. Data scientists need to work with social-economic scientists and legal and political scholars. Keeping this in mind, this master thesis is also trying to achieve the following goal: to provide a common understanding and definition of data-driven innovation and a possible umbrella for future empirical work. Finally, I want to share a personal thought on the relevance of (this) academic research for business practice: When it comes to big data, AI, and digitalization there are basically two perceptions that somehow are both true: the one is, that technological advancements in this area are made at a fast pace and that academic research is not able to keep up with this speed and always a bit outdated already compared to business practice. The other one is that there are theories and models how to innovate, how to use data, etc. on the corporate agenda and CEO’s vision boards for years, but managers fail to implement corresponding activities and measures. Probably they copied the strategy from a pioneer company in a different industry, with other circumstances. In this case a reflection of the appropriateness, a fundamental analysis, theoretical framework, and a systematic approach are missing.

2. Conceptual Foundations: Innovation, Big Data & AI

Innovation is, besides digitalization, one of the “buzzwords” most used in the business context and in political discussions. Amongst many others, it concerns CEOs and innovation officers, ministers, university members, strategy consultants as well as start-ups and private entrepreneurs or investors. As the digitalization of our world continues and devices are increasingly connected, big data and artificial intelligence basically “feed” themselves. A huge amount of data is generated that could be used not only to optimize business processes and products but to create new ideas and innovations. In this chapter, I do not aim to give a complete and comprehensive overview of all aspects of innovation, big data, and AI. However, I try to outline the most important definitions, key points, and contributions which I believe are a valuable basis for the further discussion of data-driven innovation (DDI).

2.1. The Discipline of Innovation: Why to innovate?

To clarify the term “innovation” I refer to a paper published in the *Oxford University Press* in 1959 by Ruttan. He discusses the terms “invention”, “innovation” and “technological change” based on the concepts and theories of Schumpeter who described clusters of innovations as “*Business Cycles*” and Usher who wrote almost one hundred years ago “*A History of Mechanical Inventions*”.¹ Ruttan summarizes as follows:

“The term [invention] is most useful in a descriptive sense when confined to its institutional content and is used to refer only to that subset of technical innovations which are patentable. [...]

Second, I suggest that we extend the concept innovation to cover the entire range of processes to which Usher's theory applies, that is, to the process by which "new things" emerge in science, technology, and art. [...]

Third, I suggest that we employ the term technological change in a functional sense - to designate changes in the coefficients of a function relating inputs to outputs resulting from the practical application of innovations in technology and in economic organization.”²

¹ Cf. Ruttan, V. W. (1956): Usher and Schumpeter on Invention, Innovation, and Technological Change. In: *The Quarterly Journal of Economics*, Vol 73, No. 4, pp. 596-606

² Ibid.: p. 605f

Each year, the World Intellectual Property Organization (WIPO) publishes the Global Innovation Index (GII), ranking the innovative performance of 132 countries. The report analyzes the impact and context of innovation on a socio-economic level. The GII score is brought in relation with GDP per capita, highlighting countries such as India that are performing well above expectations for their level of development.³ In an OECD paper, Rosenberg explains why technological innovation is a major force in economic growth: *“In the most fundamental sense, there are only two ways of increasing the output of the economy: (1) you can increase the number of inputs that go into the productive process, or (2) if you are clever, you can think of new ways in which you can get more output from the same number of inputs.”*⁴ In several studies measuring the change in economic productivity (input/output) in industrialized countries in the 20th century, economists found out that only approx. 15% of the economic growth could be explained by the increase of input factors such as labor, capital, etc. Thus, technological innovation must have been a major force in the growth of output.⁵ Although the exact relation between innovation activities and GDP growth is hard to measure empirically, the common understanding is that policy and decision makers globally need to foster innovation to ensure economic growth and an increase in social welfare. In *“The Manager’s Pocket Guide to Innovation”*, Brynteson brings it to the point: *“innovation holds the keys to many possible solutions to the biggest challenges facing our world”*.⁶ From a corporate and business perspective, the credo is *“innovate or fall behind; the competitive imperative for virtually all businesses today is that simple (Leonard, HBS).”*⁷ In 1986, Teece published a paper with the title *“Profiting from Innovation”*, initiating a process of convergence between innovation and strategic management practices. He noticed many examples of innovators failing to capture economic returns on their innovations. The theory focuses on the key question of the appropriate business model and the role of intellectual property rights in the innovation strategy.⁸ Looking at today’s startup scene but also at innovation initiatives in companies, this question is still highly relevant: *“Many startups fail because they don’t have a viable business model or idea. Many [...] haven’t been able to gain enough traction*

³ Cf. Dutta, S. et al. (2022): p. 47

⁴ Rosenberg, N. (2004): Innovation and Economic Growth. Online available: <https://www.oecd.org/cfe/tourism/34267902.pdf>, p. 1

⁵ Cf. Ibid.: p. 1-2

⁶ Brynteson, R. (2010): *The Manager’s Pocket Guide to Innovation*. Amherst: HRD Press, Inc., Ch. 1

⁷ Cited after ibid. Ch. 1

⁸ Cf. Gambardella, A. et al. (2021): Profiting from Enabling Technologies? In: *Strategy Science*, Vol. 6, No. 1, p. 75

with customers or are unable to cope with competition.”⁹ A newer hands-on approach for structuring and visualizing business models was developed by Osterwalder et al.: The “*Business Model Canvas*” is a blueprint for a strategy to be implemented in the existing organizational structure, processes, and systems.¹⁰ However, there is no magic formula for innovation. Firms need to invest time in developing an innovation strategy and building the capabilities to find the opportunities aligning with their strategy.

“The first characteristic of an effective innovation strategy is that it lays out clearly the priorities among different types of innovation opportunities. [...] Without a strategy, two bad things happen. The first is that [...] lots of well-meaning people go off in all different directions all pursuing their particular ideas of what innovation means. [...] Second, [...] there is a natural tendency for the current short-term needs of the business to absorb all the available resources, and then there is no investment in long-term, potentially transformative programs.”¹¹

Pisano stresses the importance of “exploration” besides the daily business routines that keep the operations running (“exploitation”) and the importance of exploring unknown terrain and dealing with ambidexterity and ambiguity in the organization. In a HBR article, Drucker asked: “*How much of innovation is inspiration, and how much is hard work?*”, stating that new business ideas “*come from methodically analyzing seven areas of opportunity, some of which lie within particular companies or industries [internal] and some of which lie in broader social or demographic trends [external]*.”¹² Innovation starts with the analysis of these opportunities and requires knowledge and focus. It is a systematic and creative, conceptional and perceptual process. Drucker points out that effective innovations usually start small and ideas that aim to revolutionize industries are rather unlikely to work.¹³ Contrary, historical evidence has shown that firms not innovating and not reacting to competition changes, evolution of customer preferences, technological shifts or changes in the marketplace may fail fast. Depending on the nature of the adaption and the newness of the innovation, Pisano distinguishes different types of innovations in the “innovation landscape”.

⁹ Gulati, R. / Sawhney, V. (2019): Why Your Startup Won't Last. In: Harvard Business Review. Online available: <https://hbr.org/2019/12/why-your-startup-wont-last>

¹⁰ Cf. Osterwalder, A. et al. (2010): Business model generation: a handbook for visionaries, game changers, and challengers. Hoboken: John Wiley & Sons Inc., Ch.1

¹¹ Pisano, G. (2019): Keeping the larger firm vibrant and innovative. In Interview with Leavy, B. In: Strategy & Leadership, Vol 47, No. 3, p. 4

¹² Drucker, P. (2002): The Discipline of Innovation. In: Harvard Business Review. Online available: <https://hbr.org/2002/08/the-discipline-of-innovation>

¹³ Ibid.

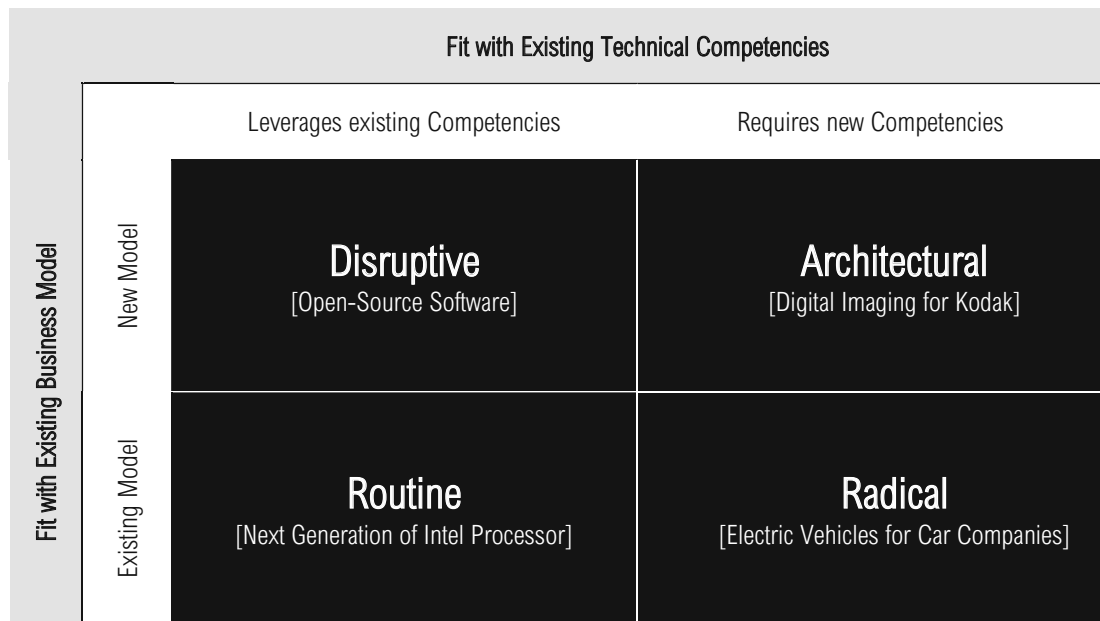


Figure 1: The Innovation Landscape Map, G. Pisano¹⁴

Architectural innovation requires new competencies and a new business model whereas routine innovation is leveraging existing and already proven methods and capabilities. The latter are often referred to in academic literature as incremental or regular innovations. They are targeted in the sense of following a clear aim e.g., higher production efficiency for cost reduction or technological improvement of a product.¹⁵ Another common classification of innovations is the difference between a product/service versus a process innovation. When it comes to technological advancement, Foster's "S-curve" is a widely known model that indicates the end of an era of incremental change that ends with the arrival of a technological discontinuity i.e., the breakthrough of a new technology substituting the previously existing technology.¹⁶

2.2. Organizing and sourcing Innovation: Innovation Processes

There definitely is no one-size-fits-all approach towards organizing innovation. It requires a combination of different sources and techniques for gathering ideas, a systematic innovation process to classify them and a structured decision-making-process for commercialization. As described, different types of innovations such as incremental

¹⁴ Adapted version of: Pisano, G. (2019): p. 4 (Fig. 1.1)

¹⁵ Ibid.: p. 6

¹⁶ Goldenberg, M. (2019): S-Curves for Trend Forecasting. Online available: <https://www.lesswrong.com/posts/oaqKjHbg-soqEXBMZ2/s-curves-for-trend-forecasting>

vs. radical ones (Pisano) or external and internal innovation opportunities (Drucker) exist. Depending on those factors, the way of sourcing and organizing innovation could be fundamental different. In their “*Corporate Entrepreneurship Matrix*”, Burger et al. distinguish four ways of organizing innovation.

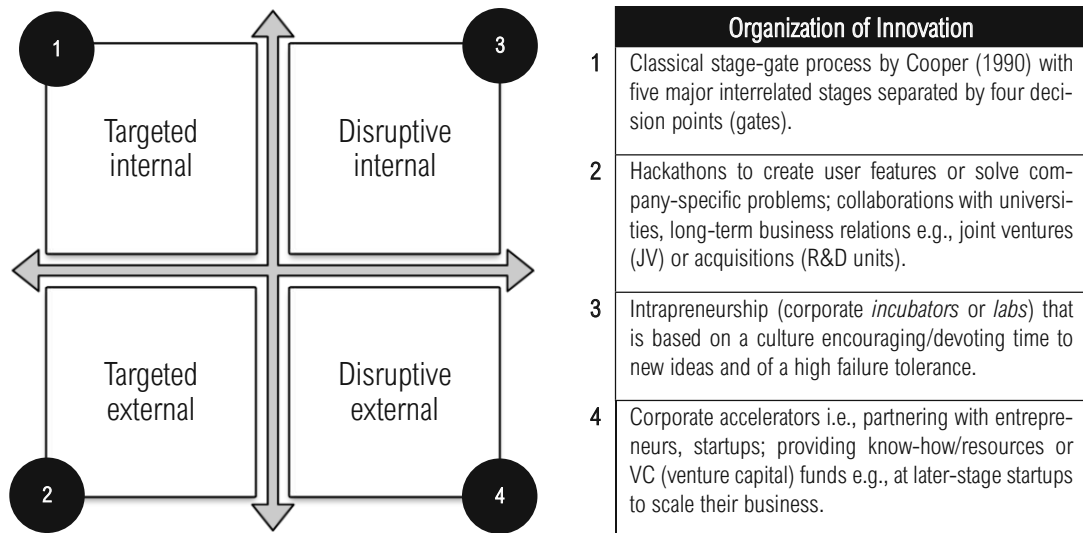


Figure 2: The Corporate Entrepreneurship Matrix, C. Burger et al.¹⁷

Internal innovation profits from easy integration of the developed products or services and may drive cultural change and innovative thinking within the company. However, it is rather an HR management tool with relatively low output of truly innovative or market-ready ideas. More disruptive ideas can be derived from external innovation sourcing. On the downside, such “true gamechangers” leave the core organization untouched and may not be able to build synergies.¹⁸ Open innovation (whether internally or with external parties) and co-creation has become popular due to the underlying concept of “swarm intelligence” or “(collective) intelligence of the masses” on the one hand and the increasing understanding of “the user knows best” and “crowd-sourcing” on the other hand. In “*Democratizing Innovation*”, Hippel gives examples starting from the open-source software movement to lead-user driven development of products in large manufacturing companies.¹⁹ The need to identify and communicate with lead users led to the rapid emergence of online open innovation platforms and communities.

¹⁷ Adapted version of: Burger, C. et al (2021): The Four Ways of Organizing Innovation. In: The European Business Review. Online available: <https://www.europeanbusinessreview.com/the-four-ways-of-organizing-innovation/>

¹⁸ Ibid.

¹⁹ Cf. Hippel, E. (2005): *Democratizing Innovation*. Cambridge/London: MIT Press

Whereas such platforms can generate a wide range of ideas and reduce costs of R&D, they come with one problem in particular – i.e., the large amount of information in form of proposed ideas that needs to be evaluated by experts and internally processed. Only very few users of such platforms have a higher chance of submitting an idea that generates value to the company.²⁰ Burger et al. had similar findings, stating that “*open innovation platforms may not be the optimal path to company-specific problem solving [as] commercial platforms might not attract the right experts.*”²¹ Several digital OI platforms failed because the submitted ideas were not innovative enough or the assessment of ideas was done by the users themselves who had no understanding of markets or how to commercialize a product. Not surprisingly, experts point out the future role of AI for open innovation, postulating a change from “*sourcing*” to “*scanning*”:

*“Open innovation takes on a new meaning as AI will analyse what’s out in the open digital world. Combining internal data and open data will lead to finding the best ideas suggested by the algorithm. From crowd-suggested to crowd-scanned, as companies will still be picking up the brains and the intelligence of the outside world and crowd but in a more informed and effective way.”*²²

The AI collects and analyzes information about startups, their founding stories, investment funding history, milestones or case studies posted in blogs or on social media sites; it searches for technological trends and innovative studies as well as on governmental and public catalogues for patents, intellectual properties or registered companies and compute millions of correlations. With the launch of *ChatGPT* in late 2022 a new AI hype emerged, and *Forbes Australia* titled: “*Why ChatGPT is about to change how you work, like it or not*”:

*“[...] this AI gold rush also has something other recent crazes have lacked: practical, even boring, business substance. The race to embed tools in company workflows, large and small, is already on. Calls to AI-based code snippets, or APIs, soared tenfold in 2022 [...]. ChatGPT and OpenAI’s models are coming to Microsoft’s massive-footprint suite of products such as Outlook and Word, with most business software makers poised to follow suit quickly.”*²³

²⁰ Cf. Martinez-Torres, R./Olmedilla, M. (2016): Identification of innovation solvers in open innovation communities using swarm intelligence. In: Technological Forecasting & Social Change, Vol 109, p. 15-24

²¹ Burger, C. et al (2017)

²² Di Fiore, A. / Schneider, S. (2017): Crowdsourcing: The future of open innovation and artificial intelligence. Online available: <https://blogs.lse.ac.uk/businessreview/2017/02/08/crowdsourcing-the-future-of-open-innovation-and-artificial-intelligence/>

²³ Konrad, A. (2023): Why ChatGPT is about to change how you work, like it or not. Online available: <https://www.forbes.com.au/news/innovation/why-chat-gpt-is-about-to-change-how-you-work-like-it-or-not/>

The focus lies here on the so-called “fuzzy front-end of innovation” i.e., managing the early stage of innovation:

“[...] a balancing act between exploiting proven capabilities and dynamically exploring new ones, between stability and flexibility, between certainty and uncertainty, between formal and informal interaction, between market pull and technology push, between creativity and discipline, between free room and limitations. The art of managing the fuzzy front [...] is the art of identifying and understanding contradictory and complementary forces, supportive and counterproductive influences, and of providing the necessary framework, resources, and conditions to cope with these forces and influences.”²⁴

Other early front-end activities include corporate foresight in the sense of screening or scanning to create useful insights and identify future change and related opportunities. A starting point can be (technological) megatrends such as the below listed ones, provided by *Forbes Magazine*²⁵ or *Gartner Hype Cycles*²⁶.

Technology Trends 2020-2030	Artificial intelligence (AI) and machine learning.	The Internet of Things (IoT).	Wearables and augmented humans.	Big Data and augmented analytics.	Intelligent spaces and smart places.
	Blockchains and distributed ledgers.	Cloud and edge computing.	Digitally extended realities.	Digital twins.	Natural language processing.
	Voice interfaces and chatbots.	Computer vision and facial recognition.	Robots and cobots.	Autonomous vehicles.	5G.
	Genomics and gene editing.	Machine co-creativity and augmented design.	Digital platforms.	Drones and unmanned aerial vehicles.	Cybersecurity and resilience.
	Quantum computing.	Robotic process automation.	Mass personalization and micro-moments.	3D and 4D printing and additive manufacturing.	Nanotechnology and materials science.

Figure 3: The 25 Biggest Technology Trends 2020-2030, Forbes²⁷

However, most companies will guide their innovations towards those promising markets. Betting on megatrends therefore does not yield any competitive advantage – instead, it needs the detection of “weak signals” before everyone else can spot the

²⁴ Gassmann, O. / Schweitzer, F. (Editors) (2014): Management of the Fuzzy Front End of Innovation. Switzerland: Springer International Publishing, p. 8

²⁵ Marr, B. (2020): These 25 Technology Trends Will Define The Next Decade. Online available: [These 25 Technology Trends Will Define The Next Decade \(forbes.com\)](https://www.forbes.com/sites/brianmarr/2020/01/25-technology-trends-will-define-the-next-decade/)

²⁶ Perri, L. (2022): What's New in the 2022 Gartner Hype Cycle for Emerging Technologies. Online available: <https://www.gartner.com/en/articles/what-s-new-in-the-2022-gartner-hype-cycle-for-emerging-technologies>

²⁷ Adopted from: Marr, B. (2020)

change. This scanning assignment is critical as it may produce false negative results i.e., the firm's inability to respond to a relevant change, or result in a false positive error i.e., the firm is vesting valuable resources on opportunities that do not materialize. Scanning processes can be partly automated, for instance when screening and monitoring online or social media platforms based on specific keywords or topics. As mentioned, an increasing number of companies "open up" in the early innovation stage, exchanging and discussing future-related information with value-adding partners or competitors. They use different foresight methods ranging from traditional technological S-curve analysis and ethnographical studies for exploring new customer needs to trend extrapolation and road mapping tactics.²⁸ Finding the right problem and understanding the problem probably are the most difficult tasks in the innovation process or, as Nobel prize winner H. Simon puts it, "*problem solving involves not only the search for alternatives, but the search for the problem itself*".²⁹ This is also a central aspect of the *Design Thinking Process* established by *IDEO*. Design thinking is a non-linear process, a human-centered approach to innovation that relies on close interactions with and direct observation of consumers. At the center of this methodology stands a thorough understanding of the problem at hand and the respective drivers behind: "*what people want and need in their lives and what they like or dislike about the way particular products are made, packaged, marketed, sold, and supported*".³⁰ The iterative process allows to generate winning insights from failed prototype testing and to find new ways how to stretch existing boundaries and extent the possible solution space. "*Developers are constantly and rapidly going through design-build-test cycles. In each cycle, [...] [the focus is] on the problem rather than on the solution, trying to understand who really is the user, which elements are truly involved, how many other ways are there to solve the problem, can we rephrase the challenge, can we circumvent the problem?*"³¹ In an HBR article, Kolko titles "*Design Thinking Comes of Age*", arguing that "*the approach, once used primarily in product design, is now infusing corporate culture*".³² He adds, "*design thinking is an essential tool for simplifying and*

²⁸ Cf. Rohrbeck, R. (2014): Trend Scanning, Scouting and Foresight Techniques. In: Gassmann, O. / Schweitzer, F. (Editors) (2014): p. 59-73

²⁹ Cited after: Gassmann, O. / Schweitzer, F. (Editors) (2014): p. 6

³⁰ Brown, T. (2008): Design Thinking. In: Harvard Business Review, 06/2008, p. 86

³¹ Leifer, L. / Steinert, M. (2014): Dancing with Ambiguity: Causality, Behavior, Design Thinking, and Triple-Loop-Learning. In: Gassmann, O. / Schweitzer, F. (Editors) (2014): p. 149

³² Kolko, J. (2015): Design Thinking Comes of Age. In: Harvard Business Review, 09/2015, p. 66

humanizing. It can't be an extra; it needs to be a core competence."³³ Another widely known innovation process model is the *Cooper Stage-Gate® Model*. It was developed in the early 1980s and at first sight seems to be old and outdated: In a modern so-called VUCA environment that favors agile methods such as *Scrum* or *Kanban* and iterative processes of testing and experimentation, prototypes and MVPs, a rigid idea-to-launch system does not meet the need for flexibility and development productivity. The Stage-Gate® Model for new product development is one-directional, consisting of five stages and five gates (a go/kill decision point), respectively. Each gate consists of (1) deliverables i.e., a visible output presented to the management by the project team, of (2) criteria against which the project is judged and measured and, finally, the (3) decision made along with an approved action plan (including timeline, list of deliverables, necessary resources) for the next stage.³⁴ What's interesting here is that in 2008, Cooper reviewed his model, "*debunking the myths about Stage-Gate®*". He argues that the (adapted) model equally works for interdisciplinary and cross-functional teams and for shorter development cycles including prototyping and testing. Stage-Gate® has been adapted to "*become an open innovation model*", designed to also handle "*externally derived ideas, IP, technologies and even fully developed products*". In all aspects of the innovation process – ideation, development, commercialization – companies look inside out and outside in to create value and to get "*new products and services to markets quickly, efficiently and, profitability*".³⁵ The two models and their evolution over time respectively, give an idea on how innovation should be institutionalized and how teams could be organized to maximize innovation efforts and outcomes.

2.3. Big Data & Artificial Intelligence Basics: What is it about?

The internet's development from a simple and static communication model (Web 1.0) over a participative, social platform (Web 2.0) towards the internet of things (Web 3.0, IoT) exponentially extends the amount of data exchanged and available on the internet. "*This information, consisting of traces that we leave on the Internet (voluntarily or*

³³ Ibid.: p. 70

³⁴ Cf. Cooper, R. (2008): Perspective: The Stage-Gate® Idea-to-Launch Process – Update, What's New, and NexGen Systems. In: Journal of Product Innovation Management, Vol 25, No. 3, p. 213-232

³⁵ Ibid.: p. 231

not), is an important part of what is now called “Big Data”.³⁶ In only one minute, in 2022, 231 million emails were sent, \$90 million in cryptocurrency purchased, 5.9 million searches on Google conducted, 2.4 million pieces of content shared on Snapchat and 1.7 million on Facebook.³⁷ Big data is mainly characterized by the four Vs: *Volume*, *Variety*, *Velocity* and *Value*. *Volume* refers to the massive amount of data generated by billions of events happening every minute on the internet. Those data arrive in a constant uninterrupted stream and must be reduced going through storage, filtering, organizing, and analyzing them. *Variety* stands for the fact that data can be structured (numbers, values) or unstructured (text files, data from sensors, sound, video, etc.). Unstructured data cannot be displayed in rows, columns, or relational databases – 80% of all data being created is unstructured. These types of data require more storage and special processing to be integrated into a company’s decision-making solutions.

*“While analyzing unstructured data alone can generate valuable insights, it is most powerful when paired with structured data, such as names, contact information, and demographics. Combining [those] data provides detailed insight into trends, the particularities of individual population segments, “centers of influence” that can make or break your brand, major pain points driving lower scores, as well as areas of strength that are driving higher scores.”*³⁸

Velocity means that the continuous data flows must be processed in “real-time” i.e., companies must be able to act and react (proposing content, adopting prices, recommending products) in the extremely competitive context of the internet. Finally, data need to be of *Value*. Big data comes with the costs for processing and storage; the value of data therefore lies in its use and exploitation.³⁹ *“A lot of data are “Big” (in terms of volume, velocity), but how many are “Smart” (valuable for the company)?*”⁴⁰ Sometimes also *Veracity* is defined as an additional foundational characteristic of big data i.e., the requirement that data are accurate and meaningful. Furthermore, *Visualization* often is key to graphically depict relationships between data elements and to find patterns based on trends and abstraction.⁴¹ This enormous volume of data sets is

³⁶ Iafrate, F. (2018): Artificial Intelligence and Big Data: The Birth of a new Intelligence. Volume 8. London: John Wiley & Sons, p. xxxii

³⁷ Statista (2022): Media usage in an internet minute as of Apr. 2022: [User-generated internet content per minute 2022 | Statista](https://www.statista.com/statistics/1111111/user-generated-internet-content-per-minute-2022/)

³⁸ Boucher, L. (2018): What’s Hiding in Your Unstructured Data? Why it’s time to explore the untapped insights waiting to be discovered in your unstructured data. Online available: <https://www.oriresults.com/articles/blog-posts/whats-hiding-in-your-unstructured-data/>

³⁹ Cf. Iafrate, F. (2018): p. 78ff

⁴⁰ Ibid.: Appendix 2 – Smart Data

⁴¹ Cf. Hurwitz, J. F. et al (2015): Cognitive Computing and Big Data Analytics. London: John Wiley & Sons, Chapter 1-4

the “raw material” for a new form of digital intelligence (AI) that can be defined as *“the ability of a machine to perform functions that are normally associated with human intelligence [such as]: comprehension, reasoning, dialog, adaption, learning...”*⁴² The term “artificial intelligence” was coined in the 1950s by J. McCarthy and has given rise to fantastic claims and promises: H. Simon predicted that computers will be able to beat humans at chess (which took longer than expected) and cognitive scientist M. Minsky thought that the creation of AI will be substantially solved within one generation.⁴³ Especially voice and image recognition improved dramatically in recent years *“as a new [machine learning (ML)] approach, based on very large or “deep” neural nets, was adopted.”*⁴⁴ In both cases, error rates are low, and performance is now equal or even superior to human level. Once AI-based systems outperform humans, they are likely to spread quickly. E.g., drones and robots that use vision systems to automate much of the work of security guards or deep-learning solutions that scan medical images to help diagnose cancer. The second type of major improvement has been in cognition and problem solving. *“Google’s DeepMind team has used ML systems to improve the cooling efficiency at data centers by more than 15%, even after they were optimized by human experts. Intelligent agents are being used by the cybersecurity company Deep Instinct to detect malware, and by PayPal to prevent money laundering.”*⁴⁵ The deep learning (DL) computing paradigm gradually has become the most widely used computational approach in many domains e.g., cybersecurity, natural language processing (NLP), bioinformatics and robotics. It does not require human-designed rules to operate but uses the large amount of data to map a given input to specific labels. DL techniques are classified in the three categories: unsupervised, partially supervised and supervised. Many of the current deep-learning models still utilize supervised learning techniques (e.g., recurrent neural networks (RNN), convolutional neural networks (CNN), deep neural networks (DNN)) with the need for (manual) human labeling of data.⁴⁶

⁴² lafrate, F. (2018): p. xxxii

⁴³ Cf. Brynjolfsson, E. / McAfee, A. (2017): The Business of Artificial Intelligence. What it can – and cannot – do for your organization. In: Harvard Business Review: The Big Ideas Series / AI, For Real. Online available: <https://hbr.org/2017/07/the-business-of-artificial-intelligence>

⁴⁴ Ibid.

⁴⁵ Ibid.

⁴⁶ Cf. Alzubaidi, L. et al (2021): Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions. In: Journal of Big Data, Vol 8, Article number 53. Online available: <https://journalofbigdata.springeropen.com/articles/10.1186/s40537-021-00444-8>

In contrast, unsupervised learning systems seek to learn on their own:

“We humans are excellent unsupervised learners: We pick up most of our knowledge of the world [...] with little or no labeled data. But it is exceedingly difficult to develop a successful machine learning system that works this way. If and when we learn to build robust unsupervised learners, exciting possibilities will open up. These machines could look at complex problems in fresh ways to help us discover patterns [...] that we are currently unaware of.”⁴⁷

ML is driving changes at three levels: tasks and occupations, business processes, and business models. It hardly replaces the entire job but automizes certain steps for successful completion of a process, re-designs workflows e.g., after introduction of robots, or optimizes back-office tasks. Business models need to be rethought, taking advantage of ML systems and intelligently recommendation (for instance *Netflix*⁴⁸).

2.4. Legal Framework, Regulations & Business Ethics of AI

With the usage of big data and AI not only opportunities but also risks arise. Hacker states that there are *“three central risks of AI training data: risk of data quality, discrimination and innovation”* and determines that those risks currently are inadequately captured by EU law.⁴⁹ Brynjolfsson and McAfee criticize that machine learning systems often have low *“interpretability”*, meaning that they are lacking transparency and traceability of the decision-making-process and its underlying rules. *“As a result, these systems’ predictions tend to resist simple, clear explanation. [...] Machines know more than they can tell us.”*⁵⁰ In addition, there may be hidden biases coming from inadequate, incomplete or already influenced data (e.g., if a data set is based on decisions and selections previously made by humans with their personal preferences, own conception of the world and respective social backgrounds). Furthermore, *“neural networks deal with statistical truths rather than literal truths”*.⁵¹ Meaning that AI systems may decide inadequately in difficult, rare, probably dangerous situations that were – due to their seldom occurrence – not represented in the training data. Diagnosing and

⁴⁷ Brynjolfsson, E. / McAfee, A. (2017)

⁴⁸ E.g., cf. Maddodi, S. / Prasad, K. (2019): Netflix Big Data Analytics – The Emergence of Data Driven Recommendation. In: International Journal of Case Studies in Business, IT, and Education (IJCSBE), Vol 3, Issue 2, p. 41-51

⁴⁹ Hacker, P. (2021): A legal framework for AI training data – from first principles to the Artificial Intelligence Act. In: Law, Innovation and Technology, Vol 13, Issue 2, p. 257

⁵⁰ Brynjolfsson, E. / McAfee, A. (2017)

⁵¹ Ibid.

correcting errors might be difficult as the structure and algorithm that led to the solution can be overly complex and the conditions under which the system was originally trained might have changed dramatically. Innovation risks may occur when data are subject to comprehensive intellectual property rights or protected by data protection laws – this could be a “blocking risk” that makes the use and training of data considerably more difficult and may result in a less innovative environment and economical competitive drawback. Hence, there is also a risk of over-regulation and high regulatory burden in connection with the development of AI. So far, the European Commission published a “*White Paper on Artificial Intelligence*” and the “*Artificial Intelligence Act (AIA)*” to address the above-mentioned risks.⁵² The AIA proposes a governance scheme for training, validation and test data that form the basis for supervised learning and (deep) reinforcement learning used for most AI applications. The proposal of the EU AI Act will become law once the Council (who already has adopted its common position on the AIA in Dec. 2022)⁵³ and the European Parliament agree on a common version of the text.⁵⁴ A summary of the most important articles of the AIA can be found in Appendix A. The AIA defines “artificial intelligence system” as:

“a system that is designed to operate with elements of autonomy and that, based on machine and/or human-provided data and inputs, infers how to achieve a given set of objectives using machine learning and/or logic- and knowledge-based approaches, and produces system-generated outputs such as content (generative AI systems), predictions, recommendations or decisions, influencing the environments with which the AI system interacts;”⁵⁵

Artificial intelligence can magnify both, positive as well as negative impacts of information and communication technologies (ICTs) on human rights and social values. AI systems are classified as “high-risk” if they could cause fundamental rights violence or other significant risks. Such fundamental rights include:

“The rights to privacy and data protection [...] are at the forefront, but other rights are also at stake: dignity (Article 1), right to liberty and security, freedom of thought, conscience and religion (Article 10), freedom of expression

⁵² European Commission (2021): COM(2021) 206 final 2021/0106 (COD), Brussels. Online available: <https://artificialintelligenceact.eu/the-act/> or <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=celex%3A52021PC0206>

⁵³ Council of the EU (2022): Artificial Intelligence Act: Council calls for promoting safe AI that respects fundamental rights. Press release. Online available: <https://www.consilium.europa.eu/en/press/press-releases/2022/12/06/artificial-intelligence-act-council-calls-for-promoting-safe-ai-that-respects-fundamental-rights/>

⁵⁴ <https://artificialintelligenceact.eu/developments/>

⁵⁵ Rutkowski, A. (2023): The EU AI Act: A Critical Assessment. Online available on CircleID: <https://circleid.com/posts/20230628-the-eu-ai-act-a-critical-assessment>

and information (Article 11), [...] right to equality before the law (Article 20), right to non-discrimination (Article 21), equality between men and women (Article 23), rights of the child (Article 24), right to fair and just working conditions (Article 31), right to health care (Article 35), [...], consumer protection (Article 38) [...]. Besides individual right also social values are at stake, such as democracy, peace, welfare, competition, social dialogue efficiency, advancement in science, art and culture, cooperation, civility, and security.”⁵⁶

Prohibited AI practices are applications that aim to use AI for social scoring or sorting e.g., an “AI system that exploits any of the vulnerabilities of a specific group of persons due to their age, disability or a specific social or economic situation, with the objective to or the effect of materially distorting the behavior of a person pertaining to that group in a manner that causes or is reasonably likely to cause that person or another person physical or psychological harm.”⁵⁷ The potential usage of AI systems for national security, defense, and military purposes explicitly is not in scope of the AIA. Regarding the quality of data, Art. 10 AIA states that data must be relevant, representative, complete, and free of errors. They furthermore need to have “*appropriate statistical properties*”. With these criteria, the AIA covers significantly more aspects of big data usage and data training than the current GDPR (EU General Data Protection Regulation of 2016, transposed into national law by May 2018⁵⁸) requirements. As Art. 5 GDPR especially focuses, besides the lawful and transparent use of as well as the security of the personal data, on the accuracy of data. Hacker also highlights existing concerns with and limitations of the AIA: the requirements regarding data and process quality are limited to high-risk applications only, although the problem is generic. It remains largely unclear how possible biases should be detected and what follows such a detection or what really constitutes “*appropriate statistical properties*.” In practice, no large-scale AI training data set will be entirely free from errors or will be fully complete – it is uncertain how exactly these criteria could be assessed and on what basis sanctions will be pronounced.⁵⁹ Although AI is not explicitly mentioned in GDPR, many provisions in the GDPR are relevant to AI. In the Appendix A the most relevant GDPR articles for AI are summarized. There is especially a tension between

⁵⁶ EPRS – European Parliamentary Research Service (2020): Panel for the Future of Science and Technology. Scientific Foresight Unit (STOA) PE 641.530 – June 2020: The impact of the General Data Protection Regulation (GDPR) on artificial intelligence. Study conducted by: Sartor, G. / Lagioia, F.: p. 31; Online available: [https://www.europarl.europa.eu/Reg-DATA/etudes/STUD/2020/641530/EPRS_STU\(2020\)641530_EN.pdf](https://www.europarl.europa.eu/Reg-DATA/etudes/STUD/2020/641530/EPRS_STU(2020)641530_EN.pdf)

⁵⁷ European Commission (2021): COM(2021) 206 final 2021/0106 (COD), Brussels. Artificial Intelligence Act (AIA), Title II: Art.5

⁵⁸ GDPR.EU website by Proton/Horizon 2020 Framework Programme of the European Union: <https://gdpr.eu/>

⁵⁹ Cf. Hacker, P. (2021), p. 298

the traditional data protection principles that aim to limit the use of private data to a minimum and specific purpose only on the one hand and the deployment of the power of AI and big data on the other hand. AI applications use and re-use vast quantities of data from different sources or deviating moments in time. The purpose of this use might differ considerably from the “original” purpose determined at the time of data collection. However, in a study paper conducted at request of the Panel for the Future of Science and Technology in the European Parliamentary Research Services (EPRS), researchers conclude that *“there are ways to interpret, apply, and develop the data protection principles that are consistent with the beneficial use of AI and big data”*.⁶⁰ The paper states, that re-identification should be strictly prohibited unless all conditions for a lawful collection of personal data (in the original context) are met; but the possibility to use personal data for statistical (i.e., anonymized, aggregated) purposes opens opportunities. In 2018 the *AI4People*, a multi-stakeholder forum of scientists, politicians, and industry experts on European level was launched with the aim to build a *“good AI society”*. The discussions led to an assessment of the core opportunities and risks of AI and to the publication of the *“The AI4People’s Ethical Framework for a Good AI Society”*.⁶¹ AI has the potential to enable human self-realization, enhance human agency and increase social capabilities and cohesion.

*“By better understanding ourselves [due to the availability of vast masses of data and of methods and computational resources to process them], we can potentially build a world without war or financial crashes, in which infectious disease is quickly detected and stopped, in which energy, water, and other resources are no longer wasted, and in which governments are part of the solution rather than part of the problem.”*⁶²

However, if it is overused or misused, it could devalue human skills, remove human responsibility and control and erode human self-determination. Examples would be “surveillance states” and “surveillance capitalism” – governmental institutions and large corporations increasingly controlling and manipulating citizens’ and consumers’ behavior and decision-making, social sorting practices when it comes to HR recruiting, price discrimination, financial rating and credit check practices or wrong suspicions in

⁶⁰ EPRS (2020): p. II

⁶¹ AI4People; Floridi, L. et al. (2019): AI4People’s Ethical Framework for a Good AI Society. Online available: https://www.eismd.eu/wp-content/uploads/2019/11/AI4People%E2%80%99s-Ethical-Framework-for-a-Good-AI-Society_compressed.pdf

⁶² EPRS (2020): p. 25

crime detection and misleading diagnosis in healthcare due to data set errors and biases. Furthermore, there is a risk of underuse of AI regarding opportunity costs and missed possibilities of development.⁶³ AI applications need to be grounded on fundamental rights and be based on four ethical principles: (1) *Respect for human autonomy*, meaning that humans interacting with AI should keep full control and self-determination over themselves (2) *Prevention of harm*, ensuring technical robustness and safety (3) *Fairness* – the absence of bias, discrimination, or stigmatization and (4) *Explicability* i.e., algorithmic processes need to be transparent. “Implementation of these requirements should occur throughout an AI system’s entire life cycle [...]”.⁶⁴ The action points of the *AI4People*’s paper include the assessment of current regulations and the legislative framework and the development of a European observatory and oversight agency; the development of explicability of AI systems which make socially significant decisions and of auditing mechanism; the incentivization of use of AI technologies/AI-innovation within a socially preferable and environmentally friendly framework; the support of ethical standards and self-regulatory codes and of educational curricula that support to build a “good AI society”.⁶⁵ Zwitter highlights the importance of educating children as well as grown-ups in digital literacy and building knowledge about the unintended consequences of their digital footprints.

*“Big Data is the effect of individual actions, sensory data, and other real world measurements creating a digital image of our reality. [...] Already, simply the absence of knowledge about which data is in fact collected or what it can be used for puts the “data generator” [...] at an ethical disadvantage qua knowledge and free will. [...] We become more vulnerable to having to believe what we see without knowing the underlying why.”*⁶⁶

The case of Cambridge Analytica in the United States’ 2016 election and other examples have shown that big data and analytics have strong effects on assumptions, individual responsibility, and power distributions and “ethicists will have to continue to discuss how we can and how we want to live a “datafied” world and how we can prevent the abuse of Big Data as a new found source of information and power.”⁶⁷

⁶³ Cf. Ibid.: p. 10

⁶⁴ EPRS (2020): p. 45

⁶⁵ AI4People (2019): p. 23ff

⁶⁶ Zwitter, A. (2014): Big Data ethics. In: Big Data & Society. July-December 2014, 1-6, p. 3; Online available: <https://journals.sagepub.com/doi/pdf/10.1177/2053951714559253>

⁶⁷ Ibid.: p. 6

2.5. AI in Business Practice: The Future of Work

McKinsey & Company started an annual survey on AI, showing the expansion of the technology and how artificial intelligence is used in companies. In the 2022 trend outlook, applied AI scored the highest on innovation, being of high relevance to basically every industry starting from aerospace and aviation to IT, electronica, and telecommunications.⁶⁸ More than 50% of respondents said their organizations were adopting AI. High efficiency gains from AI (revenue increase and/or cost reduction) are especially expected in the travel, transport, automotive and retail industry. The most used AI/ML capabilities in business practices are robotic process automation, computer vision, natural-language and text understanding, virtual agents or conversational interfaces, deep learning, knowledge graphs and recommendation systems. Approximately 20% of respondents also use digital twins, physical robotics, reinforcement learning or facial recognition. Global annual potential for value creation via AI is, according to McKinsey, ranging from 10\$ to 15\$ trillion, mainly coming from marketing and sales as well as supply chain management und manufacturing process optimizations. Most adopted AI use cases are in service operations and customer service analytics, customer segmentation and lead generation, AI-based creation of new products or enhancement of existing products or services. Besides these promising opportunities, AI applications also come with the risk of cybersecurity, regulatory compliance, data privacy, and explainability of AI model decisions as well as of the challenge to find and hire experts and talents in the field of AI engineering.⁶⁹ Whereas strategy-making has not been a noteworthy application of AI in the 2022 study, *“AI tools can help executives avoid biases in decisions, pull insights out of oceans of data, and make strategic choices more quickly.”*⁷⁰ Successful ML algorithms can do a variety of things. Often, the biggest challenge is to define the problem and formulate the task that needs to be solved. ML can be *descriptive* meaning the system uses the data to explain what happened; it can be *predictive*, meaning that it describes what will happen in the future; or *prescriptive*, meaning the system will make suggestions about possible and desired actions to

⁶⁸ Cf. McKinsey Company (2022): Tech Trends Outlook. Online available: [mckinsey-tech-trends-outlook-2022-full-report.pdf](https://www.mckinsey.com/tech-trends-outlook-2022-full-report.pdf)

⁶⁹ Cf. McKinsey & Company (2022): The State of AI in 2022 – and a half decade in review. Online available: <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai-in-2022-and-a-half-decade-in-review>;

⁷⁰ Atsmon, Y. (McKinsey & Company) (2023): Artificial intelligence in strategy. Online available: <https://www.mckinsey.com/capabilities/strategy-and-corporate-finance/our-insights/artificial-intelligence-in-strategy>

take.⁷¹ There are three subcategories of ML: *supervised*, *unsupervised* and *reinforcement machine learning*. Which system to choose and build, depends on the respective goal and available (amount of) data. The most common ML type currently used is supervised machine learning. The system is passive in that way, that it only learns from the data it receives and that there either is a knowledgeable human that decides which actions to take based on the data (machine is given examples of correct answers or cases) or the ML system can identify patterns in vast amount of data that were not recognizable before. In supervised learning, models and algorithm are trained with labeled data sets which become more accurate over time.

“The system is provided with a set of pairs, each linking the description of a case to the correct response for that case. Here are some examples: in systems designed to recognise objects (e.g., animals) in pictures, each picture in the training set is tagged with the name of the kind of object it contains [...] in clinical decision support systems, each patient's symptoms and diagnostic tests is linked to the patient's pathologies; [...] the training of a system does not always require a human teacher tasked with providing correct answers to the system. In many cases, the training set can be side product of human activities (purchasing, hiring, [...]).”⁷²

The learning algorithm of the system uses the training set to build a model or neural network, decision tree or other set of rules, etc. The algorithmic model then provides hopefully correct responses (*predictions*) to new cases by mimicking correlations between cases and responses. Reinforcement learning is like supervised learning but learns from outcomes of its own action through rewards/penalties or trials/errors (e.g., can train models to play chess).⁷³ The impact of AI and ML is difficult to measure and predict. Much of the work we do today will be automatized, machine-generated and driven by big data and analytics models in the near future. But several studies conclude that *“fears about AI leading to mass unemployment are unlikely to be realized.”⁷⁴* Instead, new industries will emerge that are likely to create more jobs than are lost to the technological transition. By 2030, AI could potentially deliver an additional economic output of \$13 trillion, increasing global GDP by about 1.2% per year.⁷⁵ *“The*

⁷¹ Brown, S. (2021): Machine learning, explained. Ideas made to Matter: Artificial Intelligence. MIT Management Sloan School. Online available: <https://mitsloan.mit.edu/ideas-made-to-matter/machine-learning-explained>

⁷² EPRS (2020): p. 10

⁷³ Cf. Ibid.: p. 12

⁷⁴ Ibid.: p. 2

⁷⁵ Cf. McKinsey Global Institute (Bughin, J. et al.) (2018): Notes from the AI Frontier. Modeling the Impact of AI on the World Economy. Online available: [MGI-Notes-from-the-AI-frontier-Modeling-the-impact-of-AI-on-the-world-economy-September-2018.ashx](https://www.mckinsey.com/~/media/mckinsey/featured-insights/artificial-intelligence/Notes-from-the-AI-Frontier-Modeling-the-impact-of-AI-on-the-world-economy-September-2018.ashx) ([mckinsey.com](https://www.mckinsey.com)), p. 3

impact of AI may not be linear but may build up at an accelerating pace over time. [...] An S-curve pattern of AI adoption is likely – a slow start due to substantial costs and investment associated with learning and deploying these technologies, but then an acceleration driven by the cumulative effect of competition and an improvement in complementary capabilities.”⁷⁶ In his videos, futurist G. Leonhard states:

*“The way we work will never be the same. The skills we need will be dramatically different. [...] Everything that used to be dumb and disconnected is now wired and intelligent. [...] Anything that cannot be digitized or automated will become extremely valuable. Human only traits such as creativity, imagination, intuition, emotion, and ethics will be even more important in the future.”*⁷⁷

AI will be able to answer most questions we ask. However, it still needs entrepreneurs, innovators, scientists, and creators to pose the right questions, to explore and identify which problem and opportunity to tackle next.⁷⁸ The key challenge is that adoption of AI could widen gaps between countries, companies, and workers: Those countries, mostly developed economies, that establish themselves as AI leaders will benefit disproportionately compared to emerging countries and companies that are already technological frontrunners might push others out of the market. Individuals will have to adopt new digital and cognitive skills and find expertise in fields that are hard to automate. In the foreseeable future, AI will not replace people, but rather, humans and computer will “work together” doing cognitive and physical tasks that could not be done before.

3. Literature Review: Data-driven Innovation (DDI)

In Chapter 2 (*Conceptual Foundations: Innovation, Big Data & AI*) I set the basis to discuss the impact of big data, AI, and machine learning on innovation management and the innovation process. In academic literature, the term “data-driven innovation” (DDI) has emerged. Asking Open AI’s ChatGPT-3 about DDI in March 2023, I received the following answer and definition: “*Data-driven innovation refers to the process of creating value through the analysis and application of large, complex datasets.*”

⁷⁶ Ibid.: p. 5

⁷⁷ Leonhard, G. (2017): Digital transformation: are you ready for exponential change? Online available: <https://www.youtube.com/watch?v=ystdF6jN7hc>

⁷⁸ Cf. Brynjolfsson, E. / McAfee, A. (2017)

It involves the use of advanced tools and techniques, such as machine learning, artificial intelligence, and predictive analytics, to extract insights and knowledge from data and transform them into new products, services, or business models.”⁷⁹

3.1. State-of-the Art Academic Research

Academic literature provides a theoretical basis of DDI, concentrating on the overall concept and models of data-driven innovation, innovation process descriptions and a growing number of empirical studies e.g., assessing the impact and value of big data for firms, analyzing biases, or proving “how to” examples for trend detection via ML.

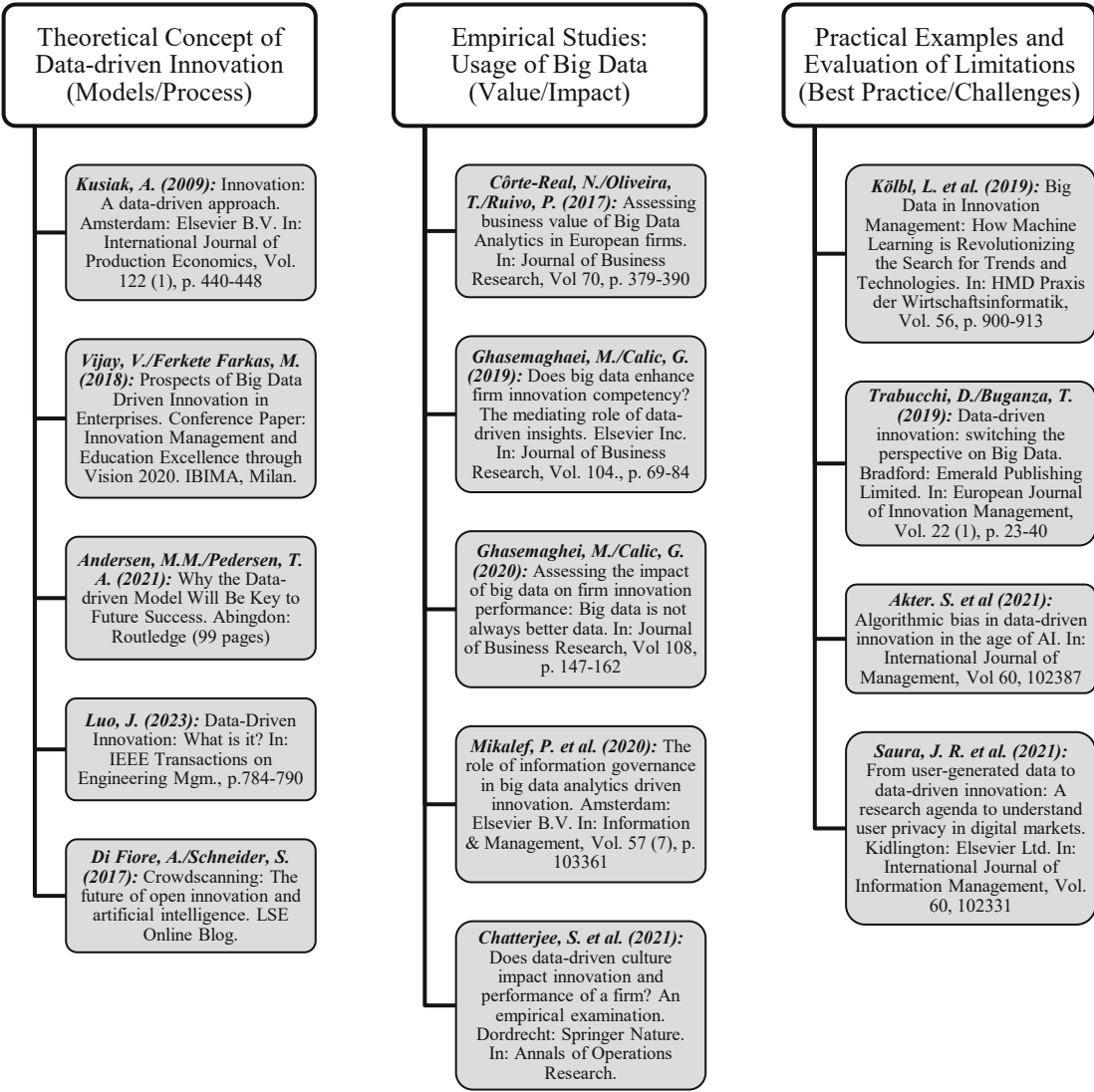


Figure 4: Mapping of relevant DDI-Literature and Academic Research; Source: Own Illustration

⁷⁹ ChatGPT. See: <https://chat.openai.com/> [26.03.2023]

Bresciani et al. conducted systematic research of the literature concerning interconnections between big data (BD) and co-innovation (CI). The bibliographic coupling analysis of more than fifty papers revealed three thematic clusters⁸⁰:

- (1) Big data in open innovation: *“allows levels of knowledge acquisition, integration and sharing to be obtained that are not achievable using the traditional methods of data analysis [...] thus improving the overall effectiveness of co-innovation processes”*; *“When using collaborative digital platforms to integrate BD and co-create knowledge, companies shift their BD management approach from a ‘competitive’ perspective to a ‘collaborative’ attitude.”*⁸¹
- (2) Information retrieved from customer engagement, or “user-generated big data”, can be a highly valuable source for innovation on the one hand and process and service enhancement on the other hand. However, *“many companies fail to exploit the full potential of the BD generated through customer engagement activities due to technological and procedural deficiencies”*.⁸² Agile working methods and collaborative big data sharing platforms (e.g., in a B2B context) may support the strategy of having customers as data providers.
- (3) *“BD generated by social media and the IoT enables the transformation of physical products and digital channels into collaborative platforms [...] around which ecosystems of services can be developed [...] effectively support value co-creation and co-innovation activities.”*⁸³ MVPs, 3D-printed prototypes or digital simulations or twins help to further develop and co-create.

Bresciani et al. end their paper with eleven research proposals they think that need to be addressed in these clusters. The list can be found in Appendix B. In 2011, the OECD initiated a project on *“New Sources of Growth”* focusing on the role of DDI to boost productivity and hence well-being. It offers policy guidance for maximizing the benefits of DDI and mitigating the associated economic and societal risks.⁸⁴ According to the OECD, DDI has the potential to foster new products, processes, and markets and allows governments to rebuild public trust through greater transparency and openness. The public sector is data-intensive – a key user of data and analytics as well as a key producer of data that potentially can be reused for new or enhanced products or processes across the economy. Governments could promote DDI by leading by example

⁸⁰ Cf. Bresciani, S. et al. (2021): Using big data for co-innovation processes: Mapping the field of data-driven innovation, proposing theoretical developments, and providing a research agenda. In: Intern. Journal of Information Management, Vol. 60, p. 11

⁸¹ Ibid., p. 5

⁸² Ibid., p. 6

⁸³ Ibid., p. 7

⁸⁴ OECD (2015): Data-Driven Innovation. Big Data for Growth and Well-Being. OECD Publishing, Paris. Online available: https://www.oecd-ilibrary.org/science-and-technology/data-driven-innovation_9789264229358-en

in their use and supply of public sector data. However, beside the quality of the data there are organizational, cultural, and legal challenges:

“A set of key policy issues [...] are related to the need to i) promote “openness” in the global data ecosystem and thus the free flow data across nations, sectors, and organizations, and at the same time ii) address legitimate considerations of individuals’ and organizations’ opposing interests ([...] protection of their privacy and their intellectual property rights). Another set of policy issues aims at iii) activating the enablers of DDI, and at the same time iv) addressing the effects of the “creative destruction” induced by DDI, in particular with a focus on small and medium enterprises (SMEs) and on labour markets.”⁸⁵

Governments list as main objectives of their open government data strategies the increase of transparency (71%), creation of economic value to the private sector (67%), the increase of openness and facilitation of creation of new businesses (67% and 63%) followed by the increase of efficiency and improvement of internal operations (58%) as well as to enable service delivery from private sector through data reuse (54%).⁸⁶

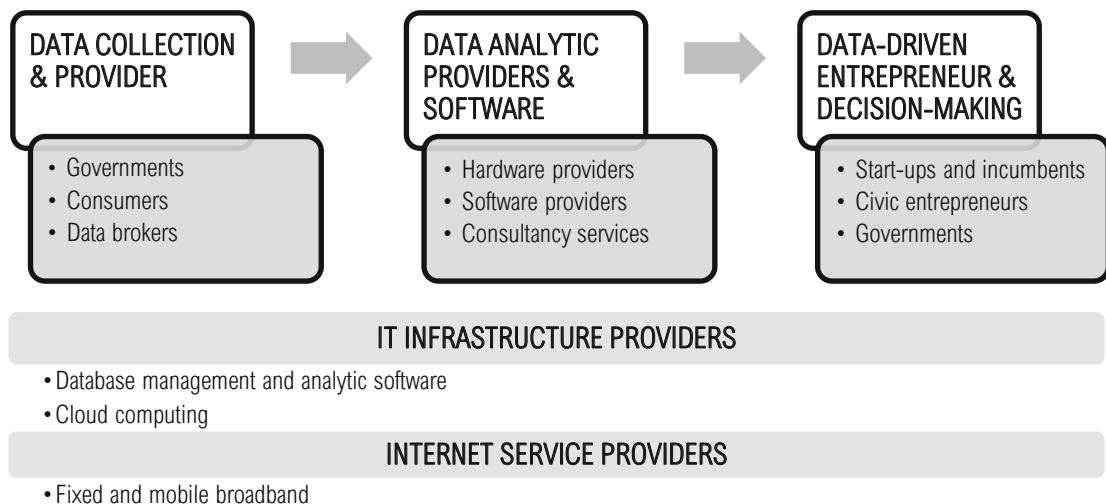


Figure 5: Main phases of the data value cycle with key actors, OECD (2015)⁸⁷

Governments and public organizations are only one player in the DDI environment: Fig. 5 lists the main phases of the data value cycle with their key actors. Those actors in the DDI environment are not limited to one role but may be involved in doing business in multiple phases. E.g., internet service providers (ISPs) also use data analytics services to manage their own networks as well as act as service providers by offering

⁸⁵ Ibid.: p. 53

⁸⁶ Cf. OECD (2015f): Publications on Open Government. Online available: <https://www.oecd.org/gov/open-government/>

⁸⁷ OECD (2015): p. 71 & p. 72

data on communication patterns to third parties. Other examples are mobile operators offering anonymized, aggregated movement data or cloud services with marketplaces. The objective of data brokers is to collect and aggregate data, including personal data that are disclosed or provided by firms, NPOs, public sector agencies or citizens and to use data crawled from the internet. This evokes the question of the value of personal data and privacy. Like any market, the value fluctuates primarily with supply and demand – the latter being e.g., platforms that seek to optimize their advertisement income, companies striving for individual product placement, customized targeting, and dynamic pricing or unfortunately also criminals involved in identity theft, blackmailing and extortion. *Financial Times* provides an online calculator, estimating the value for basic demographic data (age, gender, region, ethnicity, education level or income range) at around \$0.007 per person.⁸⁸ However, this value varies considerably, with other sources mentioning up to \$0.5 for demographic data and significantly more for specific information e.g., on creditworthiness, health data or personal preferences.⁸⁹ Data flows are of an inherently global nature: the data ecosystem involves cross-border activities and often data-driven services developed by entrepreneurs and start-ups are based on applications and services of the five “tech giants”, Alphabet (Google), Amazon, Apple, Meta, and Microsoft. Their revenue models are based on advertisement, subscription models, “freemium”, license fees or the selling of services or products online. In any case, data are collected, and the credo is “if you are not paying for it, you become the product”. In a *Wired Magazine* article, Groth et al. demand “giving people much more control of usage, ownership, and value of their information” and stress that we need to “force and incentivize digital service providers to accept the user’s privacy policy, not the other way around.”⁹⁰ They furthermore conclude:

“We have the expertise, algorithms, and computing power to create a new, symmetrical market that establishes a price for privacy-assured data and returns a fair share of that value to the people. The intricate and difficult work needed to build a balanced and effective data market [...] is essential to shift the digital economy away from the one-sided objectification and manipulation that has squandered the most important currency of them all – trust –

⁸⁸ Steel, E. et al. (2013), updated 2017: How much is your personal data worth? Use our calculator to check how much multibillion-dollar data broker industry might pay for your personal data: <https://ig.ft.com/how-much-is-your-personal-data-worth/>

⁸⁹ Cf. & e.g., Steele, C. (2020): Know Your (Data’s) Worth. Like anything else, the more scarce data is, the more it’s worth. In: PCMag UK. Online available: <https://uk.pcmag.com/news/130187/know-your-datas-worth>

⁹⁰ Groth, O. et al. (2020): Personal Data is Valuable. Giving Pricing Power to the People. In: *Wired Magazine*. Online available: <https://www.wired.com/story/opinion-give-data-pricing-power-to-the-people/>

toward an equitable and dignity-based data paradigm that is the foundation for the next phase of digital economic and societal growth.”⁹¹

Privacy-enhancing technologies continue to offer promise to reduce identifiability of individuals and to improve the traceability and accountability of policies to protect privacy. Trust is an important basis for DDI, “*data access and portability measures can help minimize the information asymmetries and power imbalances that favour data-intensive organisations.*”⁹² Jetzek et al. summarize the enabling factors of DDI through open government data (OGD) as follows: (1) Absorptive capacity is the ability to use and re-use OGD i.e., data literacy and IT capabilities; (2) openness refers to the general availability of data; (3) resource governance refers to data management guaranteeing the quality and sustainability of data resources and (4) technical connectivity sets the basis to store, access and analyze the data.⁹³

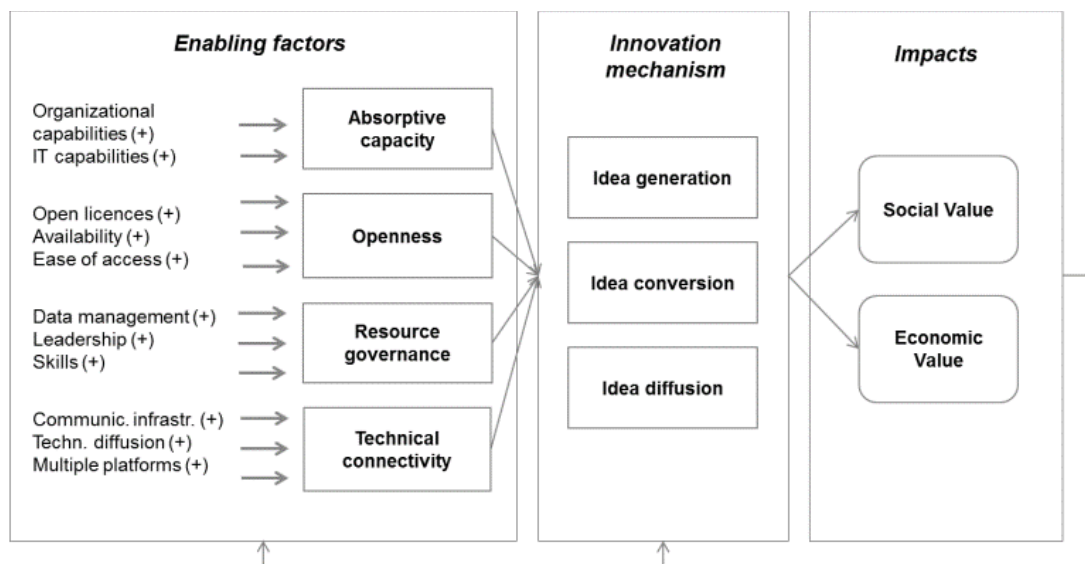


Figure 6: Conceptual model of the data driven innovation mechanism, Jetzek et al.⁹⁴

3.2. Theoretical Concept of DDI

A bibliometric analysis on data science and big data literature, uncovered that the number of academic research papers, starting from a few hundred in the 2000s, amounted

⁹¹ Ibid.

⁹² OECD (2015): p. 227

⁹³ Cf. Jetzek, T. et al. (2014): Data-Driven Innovation through Open Government Data. In: Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research, Vol. 9, No. 2, p. 115

⁹⁴ Ibid.: p. 115

up to almost 10.000 in the years 2010-2019.⁹⁵ Kusiak's *"Innovation: A data-driven approach"*, published in 2009, proposed an innovation framework based on the idea of an early evaluation of many possible solution alternatives. His approach described the generation of a training data set and the development of a prototype model that is then expanded by an evolutionary computation algorithm into a larger prototype set used in the test market. Based on the training data, an innovation classifier is built that helps to predict the success (in form of an innovation score) of a certain test configuration or set of defined product features.⁹⁶ J. Luo defines DDI as *"the process of innovating that draws information and inspiration from big data"* and focuses on four core innovation process actions that shape the opportunity and the design space.⁹⁷

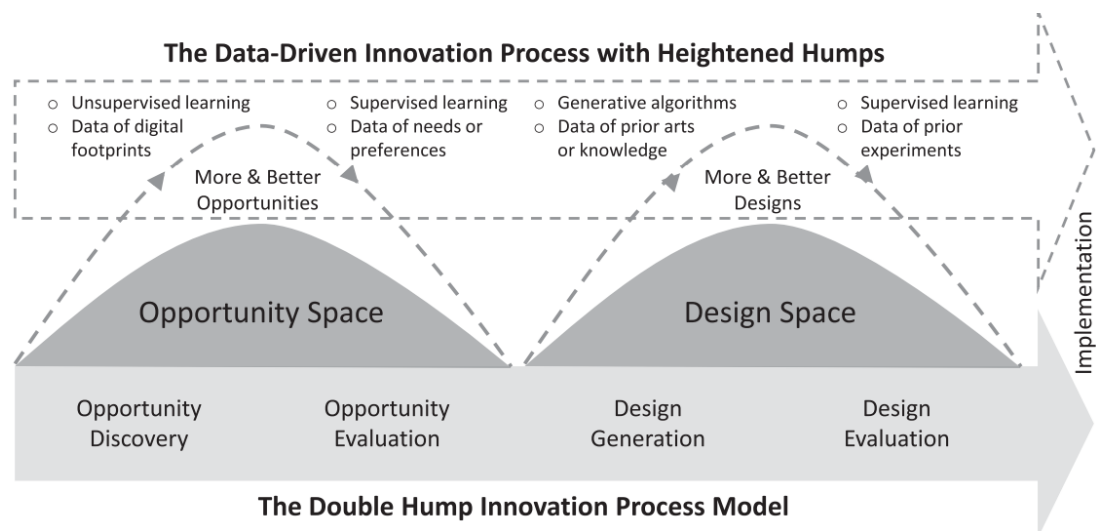


Figure 7: Double hump model of value creation in the DDI process, Luo⁹⁸

The opportunity space deals with the exploration of latent human or societal needs or the application of new sciences or better technologies. In a second step, alternative opportunities need to be evaluated, prioritized, and ranked. The result then leads to the beginning of the second “hump” that defines the design space. In the design space, solutions as a set of design alternatives (i.e., artefacts of societal and economic value) are generated to address the respective opportunity space. Finally, different design alternatives need to be evaluated and prioritized to select the design artefact that should

⁹⁵ Cf. Raban, D. / Gordon, A. (2020): The evolution of data science and big data research: A bibliometric analysis. In: Scientometrics, 122, p. 1567

⁹⁶ Kusiak, A. (2009): Innovation: A data-driven approach. In: Intern. Journal of Production Economics, Vol. 122, No. 1, p. 440f

⁹⁷ Luo, J. (2023): Data-Driven Innovation: What Is It? In: IEEE Transactions on Engineering Management, Vol. 70, No. 2, p. 784

⁹⁸ Ibid.: p. 786

be implemented. Thus, in practice, the double-hump and four-action model also includes feedback loops and an implementation and entrepreneurial phase. In a DDI context, supervised as well as unsupervised learning algorithm are used in both spaces, taking all accessible data into account. This allows for a shift in the innovation process from a human-social approach that focused on qualitative interviews, surveys, observation of customers as well as intuition, brainstorming, experimentation, and gut-feeling towards a data-driven approach systematically analyzing user-behavior, human needs or preferences and results of prior designs or experiments.

“Unsupervised learning of digital footprint data may help explore many more alternative opportunities and discover a bigger opportunity space than what humans could perceive on their own. [...] Innovators drawing inspirations from large knowledge databases (e.g., patents, papers) and using data-driven generative algorithms may generate many design alternatives [...]. The expanded design space may contain more novel and more useful candidate designs to choose and implement and, thus, benefit creativity. Meanwhile, data-trained models can automate the evaluation of many opportunities and many design concepts from the enlarged opportunity and design spaces, accelerate the convergent search and ensure the identification of the best innovation opportunity to design for and the best design for implementation.”⁹⁹

Luo distinguishes data-driven innovation (DDI) as a creative process of an innovator leading to the added value of creativity; versus data-based innovation (DBI) as a type of new products or services which core features and value creation for users are based on data; and finally, data-driven optimization (DDO) as an operational process with the aim of optimizing existing processes and increasing efficiency and accuracy. Whereas Luo focuses on the aim of “discovery” and “evaluation” in the opportunity and design space, Vijay and Fekete Farkas describe a more detailed framework of the process of DDI based on a step-by-step approach of data generation, processing and analyzation that could be implemented in each of the four actions in the double hump model. Following their framework, a clear distinction between data, information and valuable knowledge becomes visible: *“The separation helps us to understand the situation in which we have huge amounts of data, but not able to extract information as we are not equipped with appropriate techniques and same is the case when we have lots of information extracted from data but still not able to form insights from them.”¹⁰⁰*

⁹⁹ Ibid.: p. 787

¹⁰⁰ Cited after: Ibid., p. 4505

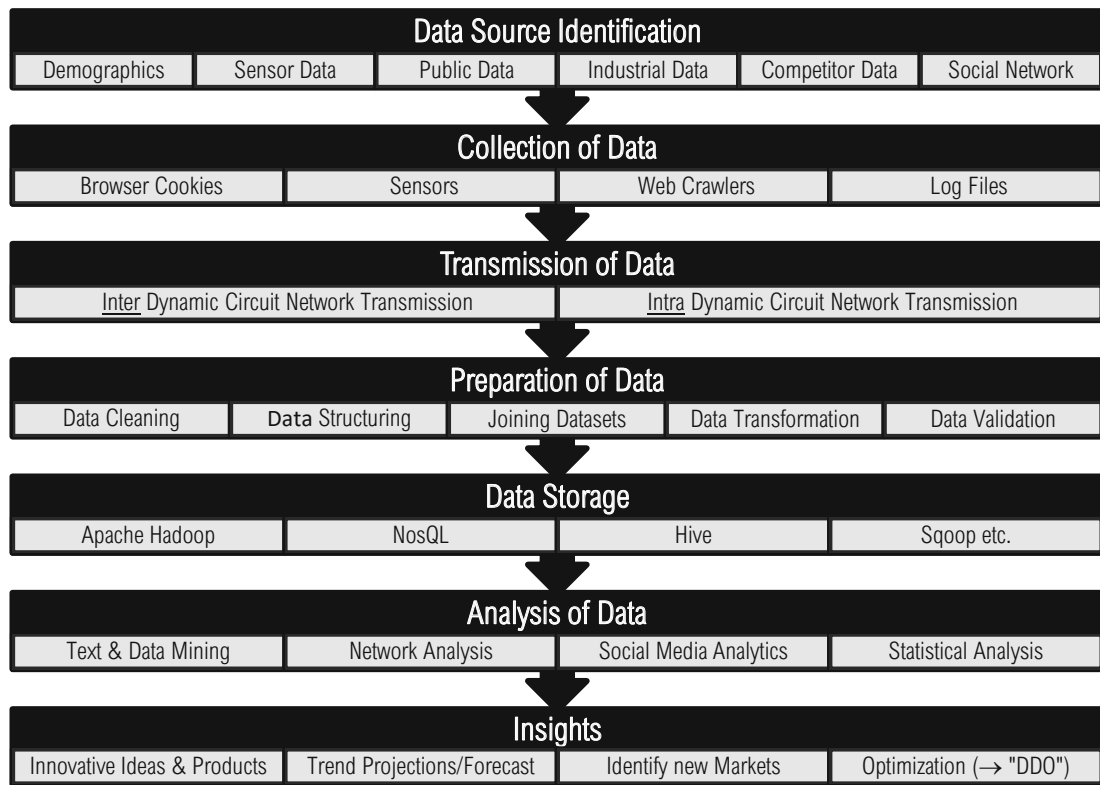


Figure 8: Big Data-driven Innovation Value Chain Model (adopted from): Vijay/Fekete ¹⁰¹

Di Fiore and Schneider postulated in an LSE online blog article “*from crowd-suggested to crowd-scanned*”, mainly highlighting the further evolution of the open innovation aspect with regard to AI usage for innovation purposes. “*The AI program will first access all the internal data of the firm to understand where the problems lie. Now it can scan for innovations on the web and look at startups and inventors [...] patent databases and scientific publications for information on solutions for its problems.*”¹⁰² They describe this AI-driven, open innovation process in four steps:



Figure 9: Process of AI-supported Open Innovation, Di Fiore/Schneider; Source: Own Illustration

Finally, some literature on DDI, e.g., by Andersen/Pedersen, focus more on digital platforms and vendors that aim to support enterprises in their open innovation interests

¹⁰¹ Vijay, V. / Fekete Farkas, M. (2018): Prospects of Big Data Driven Innovation in Enterprises. Conference Paper: Innovation Management and Education Excellence through Vision 2020. IBIMA, Milan. Online available: https://www.researchgate.net/publication/327651401_Prospects_of_Big_Data_Driven_Innovation_in_Enterprises, p. 4506

¹⁰² Di Fiore, A. / Schneider, S. (2017): Crowdsourcing: The future of open innovation and artificial intelligence. Online available: <https://blogs.lse.ac.uk/businessreview/2017/02/08/crowdsourcing-the-future-of-open-innovation-and-artificial-intelligence/>

and data-driven decisions for growth. This includes for example offering an AI-based proposal for a new market entry or a new product/service identification, a selection of start-ups and young innovators to co-operate with etc.

“a number of platforms have recently emerged that offer access to innovations developed by start-ups. As significant amounts of data are collected on these platforms, we see a new industry developing that revolves around digital platforms for data-driven innovation. One of the major advantages of digital platforms is that they extend the search for start-ups and innovation beyond firms’ own collaborators.”¹⁰³

They list the following vendors as a small selection of available AI platforms:

Name of Vendor	Description/Main Focus
Valuer.ai - https://www.valuer.ai/	> AI platform with proprietary qualitative data collection
Hatcher - https://hq.hatcher.com/	> A framework for VCs to discover start-ups
Tracxn - https://tracxn.com/	> Quantitative framework regarding corporations/VCs
Motherbrain - https://motherbrain.ai/	> Internal EOT framework
Funderbeam - https://www.funderbeam.com/	> Focusing on funding
Innoscout - https://www.innoscout.com/	> Scouting platform for corporations
Findest - https://www.findest.com/	> Scouting platform utilizing Igor AI
Innospot - https://innospot.de/	> AI based on scouting technology
Ideapoke - https://www.ideapoke.com/	> B2B platform that helps businesses find technology solutions

Figure 10: Examples of AI-driven Innovation platforms, Andersen/Pedersen.¹⁰⁴

Besides speed and effectiveness, a main advantage of AI-based innovation platforms is that they combine traditional qualitative analysis with quantitative scouting of vast amount of data e.g., on early-stage start-ups. The AI-generated output delivers new input for corporate innovation, potential M&A, or startup-funding activities.¹⁰⁵

3.3. Empirical Studies: Usage & Impact of Big Data

Most empirical DDI studies focus on the impact and value generated by applying ML/AI techniques in an innovation context. Côte-Real et al. assessed the value of big data analytics (BDA) in European firms, concluding:

“The results strongly support the claim that BDA applications can allow an effective internal and external knowledge management which can help firms to create organizational agility. This agility exists in several ways: (1) by sensing

¹⁰³ Andersen, M.M./Pedersen, T. A. (2021): Why the Data-driven Model Will Be Key to Future Success. Abingdon: Routledge, Chapter 4. Online available: <https://learning.oreilly.com/library/view/data-driven-innovation/9781000329162/xhtml/Ch04.xhtml>

¹⁰⁴ Ibid., adopted version of Tab. 4.3.

¹⁰⁵ Cf. Ibid.

opportunities and threats (e.g., reacting to new products or services of competitors); (2) by seizing possible chances (e.g., expanding into new regional or international markets), and (3) by adjusting to the technological environment to attain competitive advantage (e.g., adopting new technologies to produce products and services more efficiently). ”¹⁰⁶

They highlight the need for further research (longitudinal study, more quantitative data from different industries, regions, and cultural backgrounds) to better understand the exact value derived from BDA initiatives and why some firms fail to capture this value. Côte-Real et al. conclude that firms need to have “an integrated view of the BDA chain in order to be able to fully leverage the innovative power of BDA capabilities to achieve competitive advantage.”¹⁰⁷

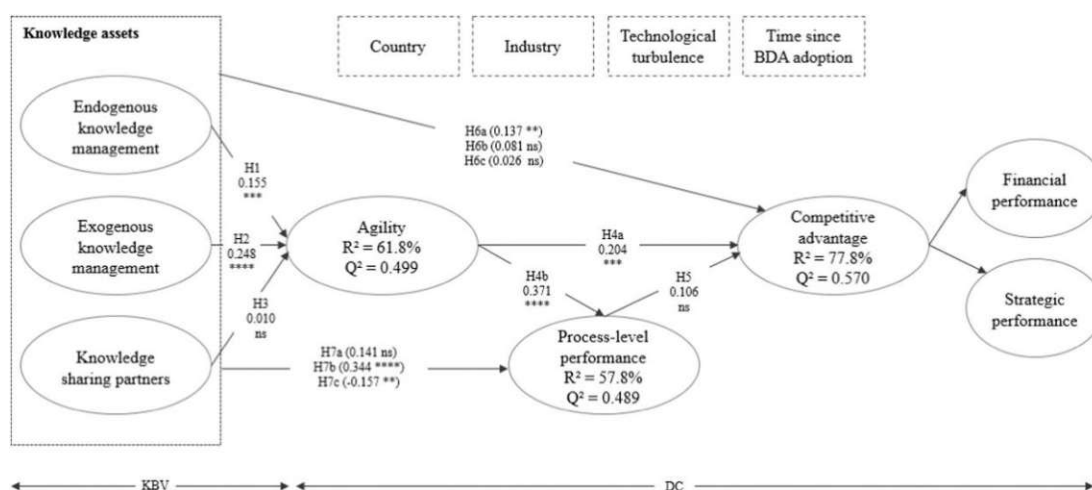


Figure 11: Study Design & Results: BDA Impact on a Firm's Performance, Côte-Real et al.¹⁰⁸

Another empirical study, assessing whether data-driven insights can enhance a firm's innovation competency, focuses on the relative impact of data volume, velocity, variety, and veracity. A central finding of Ghasemaghaei/Calic was that “just focusing on utilizing large amounts of data (i.e., volume) does not help firms to increase their business insight generation” as well as that “data velocity, data variety, and data veracity significantly impact data-driven insights generated within the firm.”¹⁰⁹ The study also

¹⁰⁶ Côte-Real, N. / Oliveira, T. / Ruivo, P. (2017): Assessing business value of Big Data Analytics in European firms. In: Journal of Business Research. Vol 70, p. 385

¹⁰⁷ Ibid.: p. 387

¹⁰⁸ Ibid.: p. 385 (Fig. 2)

¹⁰⁹ Ghasemaghaei, M. / Calic, G. (2019): Does big data enhance firm innovation competency? The mediating role of data-driven insights. In: Journal of Business Research, Vol. 104, p. 77

investigated the role of descriptive insights (what is happening now), predictive insights (what is likely to happen in the future) and prescriptive insights (what actions need to be taken to get optimal results). They summarize (see Fig. 12): “[...] while descriptive and predictive insights have a significant impact on firm exploitation competency and exploration competency, prescriptive insight marginally impacts exploitation competency and it does not significantly impact exploration competency.”¹¹⁰

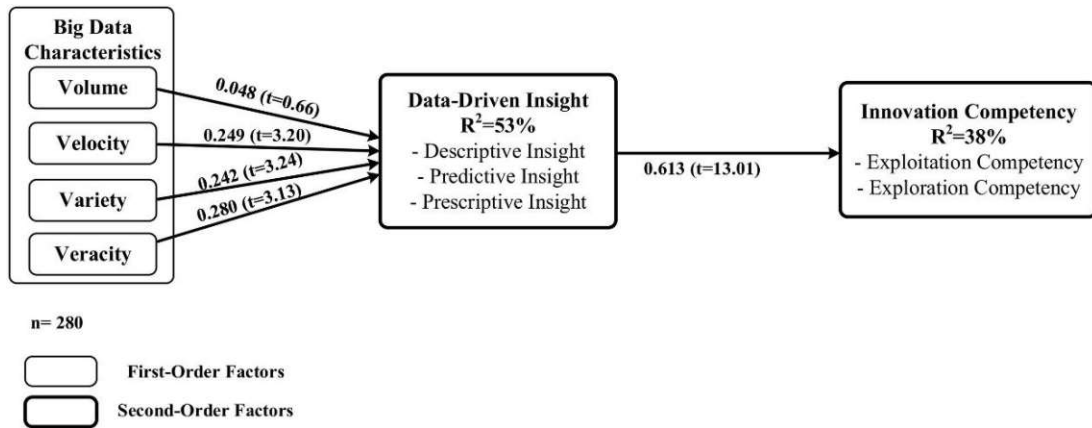


Figure 12: Study Design & Results: Impact of BD on Innov. Competency, Ghasemaghahi/Calic¹¹¹

To achieve the highest level of business insights, firms should utilize not only large amounts of data but different types of data, large sizes of reliable data as well as large volumes of data in a timely manner.

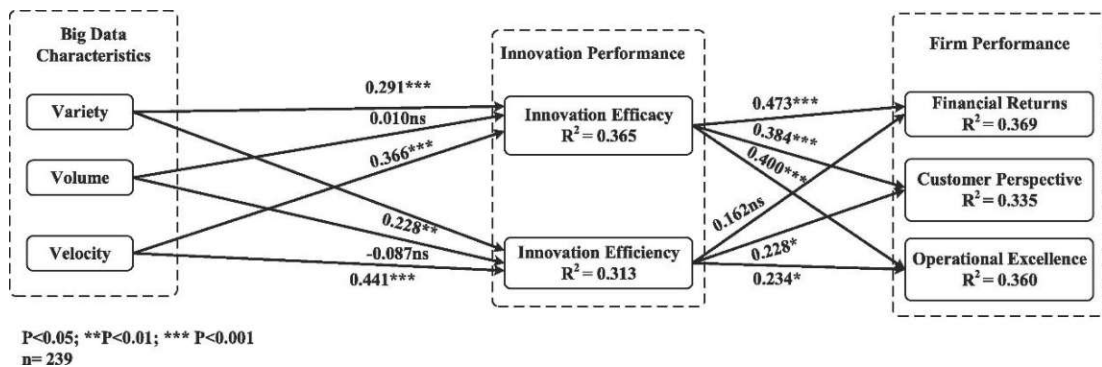


Figure 13: Study Design & Results: Impact of BD on Innov. Performance, Ghasemaghahi/Calic¹¹²

¹¹⁰ Ibid.: p. 80

¹¹¹ Ibid.: p. 75 (Fig. 2)

¹¹² Ghasemaghahi, M. / Calic, G. (2020): Assessing the impact of big data on firm innovation performance: Big data is not always better data. In: Journal of Business Research, Vol. 108, p. 154 (Fig. 3)

In a subsequent analysis, Ghasemaghaei/Calic measured the impact of big data characteristics on innovation performance and the firm's overall performance regarding financial returns, customer perspective and operational excellence (Fig. 13). *"Data velocity plays a more critical role than data variety and data volume in enhancing firm innovation performance. In other words, analyzing and interpreting data in real-time to quickly generate new insights plays a more important role in innovating successfully [...] than does focusing on integrating large sizes of different types of data."*¹¹³ The authors suggest that future studies should validate the effects of other big data characteristics and that measurement of the impact on a firm's performance should include constructs such as the firm agility. Akter et al. present a big data analytics capability (BDAC) model to enhance firm performance. The model consists of the three primary dimensions: management, technology, and talent capability and eleven sub-dimensions such as planning, investment, control, technical knowledge etc. and is based on the findings of two Delphi studies and an online survey; the results also *"illuminate the significant moderating impact of analytics capability-business strategy alignment on the BDAC [Big Data Analytics Capability] - FPER [Firm Performance] relationship"*.¹¹⁴ Another, related study was conducted by Raguseo/Vitari analyzing the transactional, strategic, transformational and informational business value of big data analytics solutions and the respective impact on customer satisfaction, market performance and financial performance of a company. *"The results show that the business value of big data analytics solutions is able to explain 62.4% of the variance of customer satisfaction, 71.9% of the variance of market performance, and 78.6% of the variance of financial performance."*¹¹⁵ Whereas the above-mentioned studies were based on surveys i.e., self-disclosure/assessment of CEOs, analysts and business experts, Müller et al. conducted a study based on data of a large enterprise software vendor offering foundational database technologies (databases, data warehouses), data mining (e.g., predictive analytics, anomaly detection), (un)supervised machine learning solutions as well as data visualization and presenting tools. They merged the data with financial performance data of companies publicly traded on U.S. stock markets

¹¹³ Ghasemaghaei, M. / Calic, G. (2020): Assessing the impact of big data on firm innovation performance: Big data is not always better data. In: Journal of Business Research, Vol. 108, p. 157

¹¹⁴ Akter, S. et al (2016): How to improve firm performance using big data analytics capability and business strategy alignment? In: International Journal of Production Economics. Vol. 182, p. 113

¹¹⁵ Raguseo, E./Vitari, C. (2018): Investments in big data analytics and firm performance: an empirical investigation of direct and mediating effects. In: International Journal of Production Research, Vol. 56, No. 15, p. 11

and thereby observed the development of more than 800 businesses from 2008-2014. *“The results show a positive and significant relationship between BDA and firm productivity, suggesting that live BDA assets are associated with a 4.1% [and respectively 6.7% in IT-intensive industries] increase in firm productivity.”*¹¹⁶ The number of empirical studies analyzing the impact of big data analytics on a firm’s performance is high, some focusing on the manufacturing or supply chain aspect, others on the innovation, organizational knowledge or business strategy and decision-making aspect. Chatterjee et al. examined the impact of – what they call – data-driven culture, building on the theory that the ability to acquire information, assimilate it, and exploit it are principal criteria to develop product and process innovation. They proved in their statistical analysis that the adoption of business analytics helps to improve data-driven culture and positively impacts a firm’s ecosystem scanning (FES). The FES ability furthermore positively impacts a firm’s innovation capability i.e., process and product innovation, which in turn results in high performance and competitive advantage. Also, leadership support significantly improved knowledge sharing activities of a firm.¹¹⁷

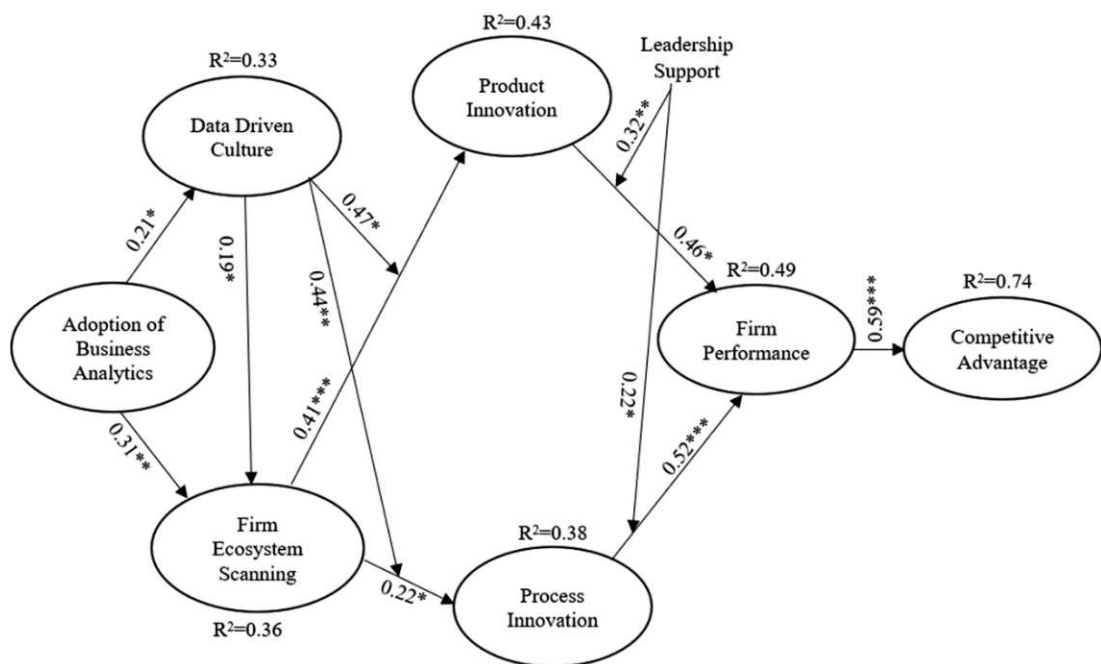


Figure 14: Study Design & Results: Impact of DD-Culture on Performance, Chatterjee et al.¹¹⁸

¹¹⁶ Müller, O. et al. (2018): The Effect of Big Data and Analytics on Firm Performance: An Econometric Analysis Considering Industry Characteristics. In: Journal of Management Information Systems. Vol. 35, No. 2, p. 488ff

¹¹⁷ Cf. Chatterjee, S. et al. (2021): Does data-driven culture impact innovation and performance of a firm? An empirical examination. In: Annals of Operations Research. Online available: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10479-020-03887-z>

¹¹⁸ Ibid. (Fig. 2)

Mikalef et al. took the type of innovation into account: They analyzed survey data from 175 IT and business managers, stating that big data analytics (BDA) has significant effect on both, radical as well as incremental innovation capability. Furthermore, they showed that information governance has an impact on a firm's radical innovation capability but does not influence much incremental innovation. They define information governance as *"a collection of competences or practices for the creation, capture, valuation, storage, usage, control, access, archival, and the deletion of information and related resources over its life cycle."*¹¹⁹ The main objectives of information governance are to ensure data quality in order to maximize the value of information to the organization and to protect information so that its value to the organization is not lost. As many radical innovations stem from cross-organizational partnerships, there is an unquestionable need of establishment of information governance and thus the introduction of well-defined structural, procedural, and relational practices when it comes to big data analytics. Finally, Mikalef et al. highlight the importance of human skills:

*"... it is also important for managers to recognize that the main challenge in extracting value from their investments does not have to do so much with the technical issues but rather, in embedding these technologies into the organizational fabric and leveraging them for strategic outcomes. Doing so requires investments in resources that are not purely technical, such as human skills and establishing a data-driven culture and continuous learning. [...] the biggest barriers firms face when trying to generate value from big data analytics concern aspects of the broader organization instead of purely data and technical-related elements."*¹²⁰

3.4. Practical Examples & Limitations and Biases

Trabucchi/Buganza based their research on an exploratory multiple case study analysis; they analyzed innovation based on the power of internet of things (IoT) for the three cases *UpCoffe* by *Jawbone*, *Duolingo*, and *mPower* – a mobile Parkinson disease study by *Sage Bionetworks*.¹²¹ Jawbone's main product was a smart wristband that – in combination with an app – e.g., tracked the user's calories consumption, general physical activity, and sleeping behavior. As the company was missing critical data to provide

¹¹⁹ Mikalef, P. et al. (2020): The role of information governance in big data analytics driven innovation. In: Information & Management, Vol. 57, No. 7. Online available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378720620302998#bib0015>, p. 7

¹²⁰ Ibid., p. 11

¹²¹ Trabucchi, D. / Buganza, T. (2018): Data-driven innovation: switching the perspective on Big Data. In: European Journal of Innovation Management, Vo. 22, No. 1, p. 27f

better service, they later launched another app *UpCoffee* that allowed to monitor caffeine consumption and help users to understand how caffeine affects their bodies. The app *mPower* works in a similar way but with the goal to identify different symptoms and side effects of the Parkinson disease. The aim was to improve the quality of life for people with Parkinson but also using the gathered data for further scientific research. The third app, *Duolingo*, is a free language learning platform that gathers data from users to improve and develop language courses and translation. In all cases, the model is a *Client-as-a-Source* two-sided market model. Trabucchi/Buganza summarize their findings as follows:

“The research proposes a data-driven approach to innovation, offering a peculiar view of the innovation process. The trigger point is the need of data that let begin the entire development process of a complex system. [...] Previous research studies often considered Big Data (BD) in innovation as a way to enlarge the current product offer or to make the innovation proves more effective or efficient; this paper changes the perspective by considering BD as the trigger and enabler of the entire digital innovation process.”¹²²

A different approach towards big data in innovation management was taken by Kölbl et al. who used machine learning to search for trends and technological developments. They did explorative case studies with two German companies – the *DMK Group*, a producer of dairy products and *LEONI AG*, a producer of cables and electrical systems for the automotive industry. Both industries are facing a continuous change triggered by megatrends such as globalization and digitalization that require a continuous scanning of the company’s environment and influencing factors. This scanning activity can be described in three major steps: (1) aggregation of information, (2) documentation and evaluation of the collected information and (3) distribution of the information to inform and educate top management executives and decision-makers. Scientific articles and patent data, but also news texts, can be used as data basis for the environment scanning tool. Such data can be obtained automatically using API interfaces. The data can be loaded directly into the environment scanning system, using common techniques for data preprocessing. The centerpiece of the tool is based on two key trend detection mechanisms: topic models (finding abstract topics) and hard clustering algorithms (finding distinct topics). Topic models such as Latent Dirichlet Allocation

¹²² Ibid.: p. 23

(LDA) can be used to find topics in large amounts of text data to provide an overview of content. LDA is a generative statistical model in which topics are defined as distributions over vocabulary words. Both cluster analysis and LDA belong to the unsupervised machine learning techniques. The results were visualized with a *FoamTree* heatmap. For example, for *LEONI AG*, the trend topic “surgical robots” was identified whereas *DMK Group*’s research zoomed into the trend of “vegan food”, focusing on “vitamin B12 deficiency”.¹²³ Another case study reflecting on the algorithmic bias in data-driven innovation was conducted by Akter et al. They analyzed the case of the Robo-Debt scheme in Australia, a fully automated system known as the Online Compliance Intervention System that was launched in 2016 to send computer-generated debt notices to welfare recipients who may have been overpaid. Whereas the number of debt notices skyrocketed, criticism quickly arose as the system directly mailed debt notices to vulnerable people such as retirees, people with disabilities, migrants, and refugees etc. Akter et al. identified three different biases: (1) data bias: the algorithm considered data found in the past taxation income, assuming the same pattern would continue but not taking disruptions to individual work patterns or unforeseen circumstances such as temporary illness etc. into account; (2) method bias: the use of average income data to calculate welfare overpayments was not only bad design but blatantly “unlawful”; (3) socio-cultural bias: the algorithm required individuals to do predictions and estimation into the future and the burden of verifying information was shifted from staff officials to citizens that lacked the capacity to respond adequately if at all.¹²⁴

“ [...] our findings necessitate the development of ethical DDI algorithms that are bias-free and embrace beneficence in terms of the common good and benefits for humanity. [...] algorithms should be based on the motive of non-maleficence, i.e., they should do no harm and assure privacy and security of data. In addition, the decision-making autonomy of both humans and machines should both be augmented in the DDI process without absolute reliance on artificial autonomy. [It] should be based on the principle of explicability, which can illuminate transparency at different phases of innovation by including intelligibility of and accountability of the algorithms used in each phase.”¹²⁵

¹²³ Cf. Kölbl, L. et al. (2019): Big Data im Innovationsmanagement: Wie Machine Learning die Suche nach Trends und Technologien revolutioniert. Big Data in Innovation Management: How Machine Learning is Revolutionizing the Search for Trends and Technologies. In: HMD Praxis der Wirtschaftsinformatik. Vol. 56, p. 900ff

¹²⁴ Cf. Akter, S. et al (2021): Algorithmic bias in data-driven innovation in the age of AI. In: International Journal of Information Management, Vol 60, No.1. Online available: <https://par.nsf.gov/servlets/purl/10344127>

¹²⁵ Ibid.: p. 8

Considering DDI-related risks and challenges, Saura et al. notice that a systematic review on the subject, which would focus on both user-generated data (UGD) and data-driven innovation as main concept, is missing. They identified relevant topics and presented fourteen questions for further research which can be found in the Appendix B.

4. Methodical Approach

The theoretical frameworks, process models and empirical studies discussed in the previous chapters, help to refine, and specify the initial research question (see Chapter 5) and structure potential fields for the empirical part of this thesis and further research. Given the interdisciplinary nature of the topic and rapid development of DDI-related technology, law and its application, the literature review and theoretical, conceptual analysis of DDI was an extensive and important foundational work of this thesis.

“Knowledge production within the field of business research is accelerating at a tremendous speed while at the same time remaining fragmented and interdisciplinary. This makes it hard to keep up with state-of-the-art and to be at the forefront of research, as well as to assess the collective evidence in a particular area of business research. [...] Literature review as a research method is more relevant than ever.”¹²⁶

As previous studies were not yet undertaken against the background of the recent AI-hype and euphoria of ChatGPT (in 2022/23) and similar AI-driven tools, it was critical to add more recency and a practical perspective to the literature review. This was done by conducting qualitative interviews with innovation leaders and experts of different fields. The study design follows a mixed method of the “Grounded Theory” process and is shown in Fig. 15. *“Grounded theory is [...] an inductive, comparative methodology that provides systematic guidelines for gathering, synthesizing, analyzing, and conceptualizing qualitative data for the purpose of theory construction.”¹²⁷* The selection of interviewees was based on the research questions (RQ) derived from the literature review and previous conversations and observations (Chapter 5, RQ 1-3 incl. sub-questions). From this point of view, the literature review was a first data source in the “evolved” Grounded Theory Methodology (GTM) process as this contradicts with

¹²⁶ Snyder, H. (2019): Literature review as a research methodology: An overview and guidelines. In: Journal of Business Research. Vol. 104, p. 333

¹²⁷ Charmaz, K. (2001): Grounded Theory: Methodology and Theory Construction. In: International Encyclopedia of the Social & Behavioral Sciences, p. 6396; Online available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/B0080430767007750>

the notion of the traditional, classical GTM where conducting a literature review prior to data collection is believed to hinder the research. *“In a constructivist GTM, the researcher's influence, and through him/her that of the reviewed literature, is neither avoidable nor undesirable, but rather recognized and included in the analytic process.”*¹²⁸ The aim was to look at DDI from diverse perspectives: The interview partners selected work in different industries (service oriented vs. producing companies), in different types of organizations (big corporations, consulting firms, startups/young companies) and have various backgrounds and inherent functions (IT, sales/account management or co-founder and innovation manager). Due to the scope of the thesis and the surrounding setting, the focus is on the German-speaking/Austrian market.

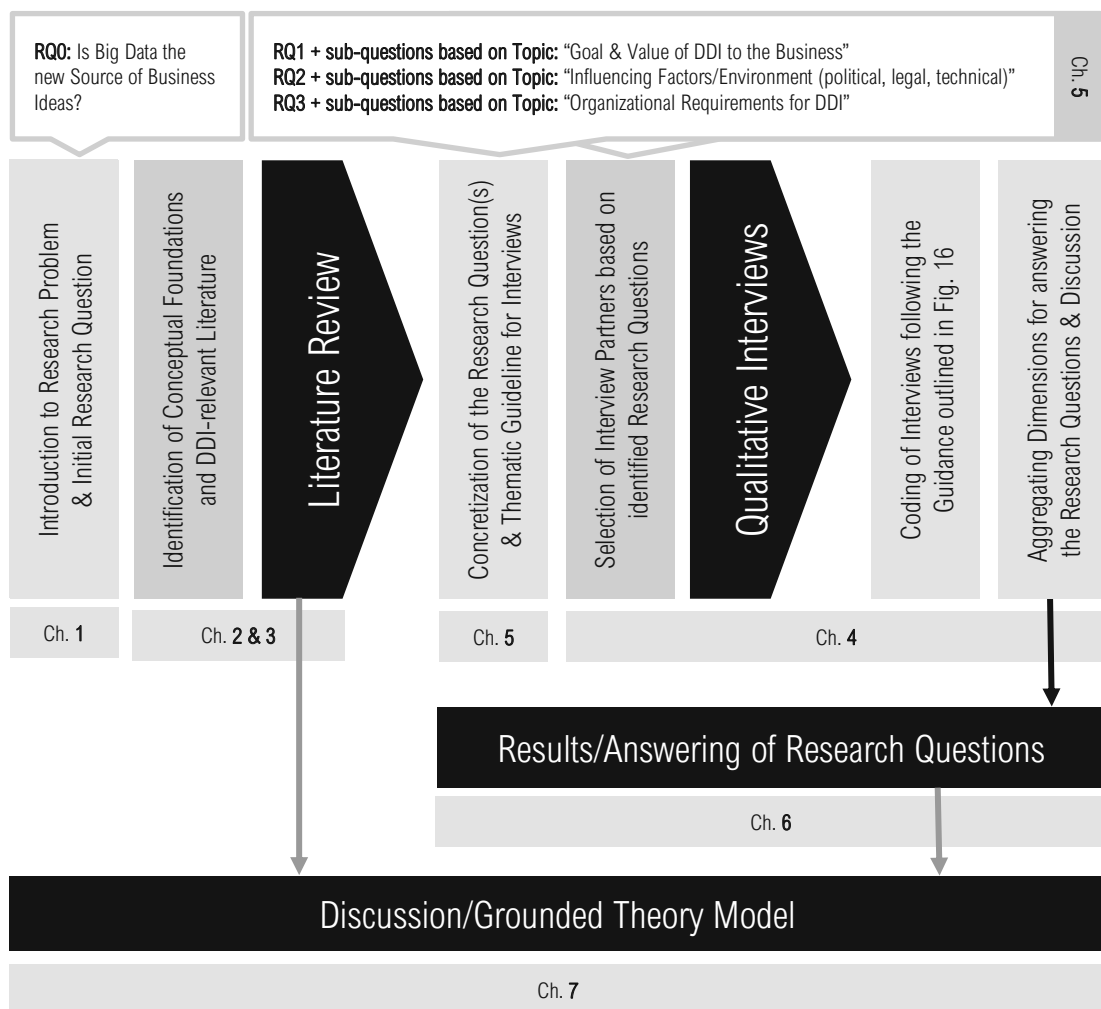


Figure 15: Study Design and Methodical Approach in this Thesis; Source: Own Illustration

¹²⁸ Ramalho, R. et al. (2015): Literature Review and Constructive Grounded Theory Methodology. In: FQS Forum Qualitative Sozialforschung. Social Research. Vol. 16, No. 3. Online available: <https://www.qualitative-research.net/index.php/fqs/article/view/2313/3876>

The interview partners selected are:

- Aleks Petkov-Georgieva, Corporate Innovation Manager, Raiffeisen Bank Int.
- Ana Simic, Managing Director, DAIN Studios Austria
- Mihaela Frenzel, Account Manager Healthcare, T-Systems
- Manuel Klabacher, Co-Founder Brightscope, Folyo GmbH
- Wolfgang Fischer, Head of Architecture & Business Digitalization, Semperit

To analyze the interviews and systematically extract insights, coding is always the first phase. The coding process chosen followed Grounded Theory and the step-by-step method of open coding, axial coding, and selective coding.

“Grounded theory coding includes the following characteristics: (a) a focus on action and process, (b) a practice of line-by-line initial coding, (c) a simultaneous involvement in coding and further data collection, (d) an emphasis on analytic development rather than description. In initial or open coding, the researcher proceeds to code line-by-line to begin breaking bits of data into specific types of action. After assessing which initial codes appear most frequently, grounded theorists then apply these codes to large amounts of data during a second stage of focused coding. Strauss and Corbin (1990, 1998) also recommend ‘axial coding’ which means coding for the dimensions of a category.”¹²⁹

The coding method and guidance used throughout the analysis is shown in Fig. 16.

OPEN CODING	1. Turn your data into small, discrete components of data
	2. Code each discrete pieces of data with a descriptive label
AXIAL CODING	3. Find connections and relationships between code
	4. Aggregate and condense codes into broader categories
SELECTIVE CODING	5. Bring it together with one overarching category
	6. Identify the connections between this overarching category and the rest of your codes and data
	7. Remove categories or codes that do not have enough supporting data
	8. Read the transcript again, and code according to this overarching category

Figure 16: Coding Process according to Delve/Limpaecher¹³⁰

¹²⁹ Ibid.: p. 6398

¹³⁰ Delve, Ho, L., & Limpaecher, A. (2022c, February 8). How To Do Open, Axial, & Selective Coding in Grounded Theory. Practical Guide to Grounded Theory. Online available: <https://delvetool.com/blog/openaxialselective>

As coding is an individual process with the goal to generate new concept and ideas, it is important to deal with possible threats to validity such as biases and preconceived notions. Possible ways to increase trust and ensure validity of the interview data and of the findings are summarized below (adopted from Robson, 2002).¹³¹

	Reactivity	Researcher Bias	Respondent Bias
Prolonged involvement	Reduces Threat	Increases Threat	Reduces Threat
Triangulation	Reduces Threat	Reduces Threat	Reduces Threat
Peer debriefing	No Effect	Reduces Threat	No Effect
Member checking	Reduces Threat	Reduces Threat	Reduces Threat
Negative case analysis	No Effect	Reduces Threat	No Effect
Audit trail	No Effect	Reduces Threat	No Effect

Figure 17: Strategies to deal with Threats to Validity, Robson taken from Dr. Kriukow¹³²

Prolonged involvement refers to the time the researcher spends in the field and is able to develop trust but may also become more biased him/herself; Triangulation is the multiple use of methods and/or data resources; Peer debriefing or external audit both refers to an assessment of the process and of the results/interpretations of the study by others; Member checking means that the researcher returns to the interviewees to clarify questions and to check whether the results resonate with their experience; Negative case analysis or information is the conscious choice of a participant whose experience is likely to be entirely different from the rest and then explain these differences. Although the resources are limited to do all those checks and steps in this thesis, it is important to keep them in mind during the interview and coding process.

5. Research Problem & Questions

As already shown in previous chapters, data-driven innovation as a research field is not new but gained in importance in the last years as DDI could be a critical success factor and competitive advantage for organizations in the future. The area of interest

¹³¹ Videos on Qualitative Research, Validity in Qualitative Research, Coding and Quality of Coding by Dr. Kriukow, YouTube Channel; e.g. <https://www.youtube.com/watch?v=wzbaw41-0l8>

¹³² Adopted from: Robson (2002): p. 174; taken from Ibid. (min. 1:22)

from an academic point of view is far-reaching starting from possible fields of application and the practical implementation of DDI to necessary adaptations in the organizational process and further implications on the structure, culture and learning environment of an organization. In addition, political and legal aspects and ethical questions play a vivid role which will be also discussed in this thesis but need further critical evaluation by legal experts. Finally, there is the question of the measurable impact of DDI and of influencing factors (such as e.g., the size of a firm). And of course, the question I put first when starting to write this thesis: Is big data the new source of business ideas? The research questions and sub-questions below specify the area of research and are the basis of the qualitative interviews conducted and of the interview guideline used that can be found in the Appendix C.

RQ 1: How and to which extent does big data (as a source of information) support idea generation and innovation processes in organizations?

[value of DDI to business]

- **RQ 1.1.:** Is DDI used for trend scouting/environment analysis (see DDI in the “opportunity space”/double-hump model of Luo)?

Big data could be used to identify trends and opportunity spaces i.e., new, or extended fields of doing business. Without it, the organization could be likely to miss out on future trends and developments and as a result might react too late to a change in customer needs etc. Platforms collecting information on start-ups and technical innovations could support in this respect and promote M&A/investments for new business areas as mentioned in RQ 1.3.

- **RQ 1.2.:** Is DDI, in the “design space” (see double-hump model of Luo), used to innovate in the existing business?

Big data and AI could be – in the “design space” – used to generate new ideas for products or services or a more developed and customized version of a product/service. This can be seen as the development from a crowd-sourced or user-generated innovation approach to a crowd-scanned or data-driven one. The difference between DDI and DDO (Data-driven Optimization) could be discussed in this context.

- **RQ 1.3.:** Does big data & DDI hold the opportunity for radical innovation?

BD collected or acquired by an organization might allow to build entirely new business opportunities. A new product/service then would be based on BD and algorithms/models that structure and process these data and thereby create value to others. RQ 1.3. therefore, refers more to radical innovations whereas RQ 1.2. asks about the relevance of DDI in incremental/routine innovation.

- **RQ 1.4.:** Does DDI has a direct impact on an organization's financial success?

Is there a clear and measurable connection between DDI – the usage of big data for innovation purpose – and the success-rate and capability of an organization to re-invent and innovate? The assumption is that the level and success of DDI can be measured against a firm's financial performance.

RQ 2: What are the necessary pre-conditions (politically*, legally*, technically etc.), possible concerns and barriers of data-driven innovation for organizations?

[influencing factors/environment] *focusing on regulative environment in EU countries.

- **RQ 2.1.:** In which way does DDI require professional and systematic data management and information governance?

The question is whether and in which way, to leverage the potential of DDI, an organization needs to be able to build on a solid base of (big) data management i.e., storage of data, processing of data, quality, and validity of data as well as information governance including legal requirements, especially regarding privacy protection (→ managing the 3 Vs)?

- **RQ 2.2.:** Does the current legal framework enable and allow for DDI?

Currently, GDPR together with the EU Commission's draft for the AIA, is the most relevant legal framework for AI. It is protecting the individual's data privacy and, simply put, allows to use the data for DDI in an aggregated and anonymized way. The OECD stresses the importance of (re-)use of data for organizations to stay competitive and innovative on the one hand and simultaneously balancing the interests of individuals regarding data security on the other hand. How is this perceived in practice and seen by innovation experts?

- **RQ 2.3.:** Does legal and regulatory uncertainty lower investments into DDI and DDI-enabling capabilities?

Legislation is not keeping up with technological development of AI and AI tools. Does this lead to uncertainty and risk averseness when it comes to investments into big data management and usage of data for innovation purpose?

- **RQ 2.4.:** Is there a need to increase the possibilities to access (structured) data and open government data?

DDI needs data which leads to the question who owns the data, can access, and use it. In our digital age, internet service providers, but especially IT infrastructure and platform/cloud services providers own a massive amount of data (→ big 5 in tech). Governments and their institutions are facing a challenge to balance transparency/open data and privacy protection. Finally, data brokers, consultancy services etc. sell structured data and software solutions. Thinking of SMEs and Non-Tech- or Non-Consumer-industries, it could be questioned whether enough and the right data are

available and to what price. What could or should be the government's role to ensure data availability and innovation?

RQ 3: How can big data continuously drive business innovation? What are the necessary steps and organizational parameters to manage innovation by using big data?
 [innovation process/organizational framework]

- **RQ 3.1.:** Do organizations lack data literacy and the knowledge to use data?

As several study authors highlighted, one of the largest internal barriers to DDI could be the employees' lack of data literacy, i.e., the ability to read, interpret and use data for decision-making; Do they have a basic understanding of how AI, analytical models and ML works and what restrictions and influencing factors need to be considered? This may also be a relevant question on the consumers-side: In the OECD Future of Education and Skills 2030 Conceptual Learning Framework, it is stated that "all children need to be digital and data literate".¹³³

- **RQ 3.2.:** Does DDI, in business practice, need a structured process and clear responsibilities in this process?

In theory, the idea is that DDI follows a structured process starting from the identification of the problem and definition of the goal over identification of the data source, the collection, transmission, preparation, and storage of the data; to the analysis (search algorithm, data mining, etc.) and the derivation of the insights and strategy (findings/matches). This process needs to be managed thoroughly with clear responsibilities of the actors involved (innovation manager, business analyst, data scientist, compliance manager, IT expert etc.).

- **RQ 3.3.:** Do organizations have a governance and internal framework for DDI in place, especially when it comes to 3rd party data?

DDI, the usage of AI tools, acquiring, exchanging, and collecting data etc. needs an organization-internal framework that manages the respective legal and business risk involved. Opportunities need to be assessed based on ethical principles that consider possible biases, privacy, and data security issues.

- **RQ 3.4.:** How does an organization needs to be set up/organized to have "DDI-friendly" corporate DNA? What are the corresponding ways-of-working?

Does "opening up" the organization and embedding customers', suppliers', partners' or competitors' views and data into the overall innovation strategy support DDI and its successful implementation? Do agile methods/WOW improve coordination between the different departments involved in the DDI process and allow for more flexibility to deal with the VUCA environment that surrounds all innovation activities?

¹³³ OECD (2019): Future of Education and Skills Concept Note 2030. Online available: https://www.oecd.org/education/2030-project/teaching-and-learning/learning/core-foundations/Core_Foundations_for_2030_concept_note.pdf

6. Results

Based on the qualitative analysis, it can be said that executives and innovation managers in companies are aware of the power of data and that there is no alternative to deal with big data and AI in a structured way, no matter which industry or business they are in. The practical examples of data-driven initiatives around service, process optimization or new product features are manifold. However, the limits of artificial intelligence and DDI are soon discussed, and skepticism arises when it comes to creativity, radical innovation, and ethical questions in decision-making. Big data are the “raw material”, a company’s “crude oil” but it needs to be processed with a certain idea and purpose already in mind. The understanding is that such new ideas mainly result from observation and identification of consumer needs, i.e., focusing on a certain problem based on (internal or external) customer feedback. Innovation results from constant experimentation and the investment of trying out new things. Below I answer the research questions posed in Chapter 5 based on the qualitative interviews I conducted from June to July 2023.

RQ 1: How and to which extent does big data (as a source of information) support idea generation and innovation processes in organizations?

The “big data source” can be either internal data or external open or acquired data. It seems that currently most companies – talking about DDI – primarily stick to working with internal data, at least in the explorative phase (whereas external data are used for data quality reasons e.g., by enriching, complementing, or mapping internal customer data). Thinking of different sources of (open) innovation tapped by human-social approaches such as interviews with customers, workshops with suppliers, internal hackathons or bottom-up employee idea generation, the interviewees argued that big data could be an additional source but will not replace the others. Finally, the data strategy also needs to follow the business strategy and therefore the question of “Where do we want to go? What is the overall goal we want to achieve? What are the respective and relevant search fields for innovation?”, has to be answered first. Based on the answer to these questions, big data analysis can be started and the need for additional data sources examined. Data play an important role in evaluating and rating an innovative idea but there seems to be no processes in place to systematically generate new ideas from big data. The picture is a different one for process optimization or the increase in

quality of service or predictive maintenance or any other area of business that relies on a defined set of KPIs that is constantly measured and monitored. In this case, data are the foundation of constant improvement, of incremental or exploitative innovation. Whether this is to be seen as DDI or rather data-based innovation (DBI) and data-driven optimization (DDO) needs to be discussed in detail and for each case study individually.

- **RQ 1.1.:** *Is DDI used for trend scouting/environment analysis (see DDI in the “opportunity space”/double-hump model of Luo)?*

For trend search and environmental analysis big corporates either have internal experts (e.g., T-Systems when it comes to new technologies such as quantum computing or Semperit has the internal “Digital Innovation Lab” – a group of experts that searches for new trends and technologies to analyze their potential and possible value for the company) or they work with strategy and tech/digital consultants (Accenture, BCG X etc.) or with universities, start-ups and other R&D institutions. Examples for a data-driven trend search and opportunity space evaluation were not provided by the persons interviewed. It could be that this is more relevant for mid-size and small companies that do not have personnel resources dedicated to work on innovation topics. Another assumption is that such a “data-based trend research” can be easily done by everyone via google search and now ChatGPT. It is “no big thing” anymore to identify trends and learn about new technologies, areas of research or patents and tools as soon as the information is disclosed and made public via the internet. The bigger challenge is to evaluate these information and trends regarding of what could be possible implications for the company, what value (opportunities) could they bring on the one hand but also what threats could they cause on the other hand? This is something that hardly can be done by an algorithm or machine learning model. *“The underlying driver of innovation often is technology itself, but it needs relevant use cases from a business and customer’s perspective”.* [MF 832] Finally, the interviewees’ overall perception was that DDI will look differently and will be more evolved in a few years as the current hype around AI tools and technological achievements (see e.g., RQ 3.3. on cloud solutions and “Data Spaces”) drive the change and Covid 19 heavily impacted certain industries such as healthcare which now more than ever are facing the need to innovate, increase efficiency and make use of digital data.

- **RQ 1.2.:** *Is DDI, in the “design space” (see double-hump model of Luo), used to innovate in the existing business?*

As mentioned above, the differentiation of DDI, DBI and DDO is not always an easy one and hardly any distinction is made in business practice. From the interviews conducted, three main areas of innovative use of data can be deducted: (1) enriching products with data, adding value and new features that may result in a unique selling proposition (USP) and competitive advantage (e.g., use of QR-codes, NFC tags or GPS data for “track and trace” of industry products, predictive maintenance by measuring temperature and degree of wear or developing different IoT applications and solutions), (2) increasing quality of service and overall customer experience (CX) and user experience (UX) by implementing instant feedback loops, designing and experimenting with new (self) service processes and identifying pain points via the collected data (e.g., from changes in the Net Promoter Score/NPS) and finally (3) re-combining data with a new purpose, mostly by forming partnerships and strategic alliances (e.g., the example of Brightscope, i.e. using mobile moving data for measuring out-of-home (OHH) advertising; for retail store planning, traffic planning etc. or combining different sources of data and information for instance on individual traffic route optimization based on benefit cards, annual pass for public transportation etc.). One of the most difficult questions to answer concerns the value and pricing of (aggregated) data. What does it cost to buy e.g., mobile movement data on the free market? What is the value added to the product or service – what are customers willing to pay for this additional value or a new product or service based on data? Business practice is oriented on a target pricing model: what is the expected outcome or value of using the data and this then will be the price or number of shares willing to pay/assigned for the data provided.

- **RQ 1.3.:** *Does big data & DDI hold the opportunity for radical innovation?*

Putting all responses given together the answer to this question is “no”. Big data in combination with AI/ML allows for future predictions and creating future activities based on learnings from experience but it is “hard to imagine that it would be possible to make truly innovative leaps from data” [WF, 183]. Or in other words, “We do not use data to look for entirely new field of innovation. We would not know how to do so. At the end of the day, innovation also is a little bit of art” [AP 499/611]. The perception of the interviewed experts was that it is rather unlikely that a machine (ML/AI

tool) comes up with something completely new, something no human ever thought about or could have imagined before. On the other hand, it could be discussed what is a “truly radical innovation” and could it be that we are already getting so used to the technological progress made, to all those AI and data-based innovations, that we do not perceive them as being “radical” or “disruptive” anymore.

▪ **RQ 1.4.:** *Does DDI has a direct impact on an organization’s financial success?*

I rephrased this question during the interviews and asked more about the underlying business case and justification for an investment in the field of DDI. All interview partners stressed the importance of a business plan and business case but at the same time said that *„it is difficult and not advisable to base an investment decision solely on the (one) business case [...] as the capabilities created most likely are an enabler for future use cases and options”*. [WF 198/206] In some cases, the outcome will be predictable but in many cases the investment in a digital innovation activity is a “big bet” [WF 204] comparable to an investment in a start-up where an investor tries to spread the risk by investing in several different start-ups/initiatives at once as only approximately 1 out of 10 will become successful. *“It is important to have a business plan in place but in the end, it is always practice that shows us what works and what doesn’t”*. [MF 1024] Whether DDI has a direct impact on the company’s financial success and long-term performance was not evaluated in the interviews and in my opinion needs a quantitative research approach as e.g., chosen in the empirical study of Raguseo/Vitari.

RQ 2: *What are the necessary pre-conditions (politically*, legally*, technically etc.), possible concerns and barriers of data-driven innovation for organizations?*

According to the interviewees, legal framework conditions do not represent a major hurdle for DDI as GDPR allows to collect, process, analyze and use data in an aggregated and anonymized form. The GDPR law of course can result in additional work or restrictions (e.g., filtering data and queries to the extent that they do not allow conclusions to be drawn about individuals) but in general it is not perceived as a barrier to data-driven innovation. The AIA on the one hand is seen as an opportunity: it is intended to give more clarity on the ownership of data, on responsibilities that go along with it, and could provide a framework for data sharing and exchange across organizations. On the other hand, there is some risk that AIA could harm and slow down

innovation in EU countries which is currently addressed and discussed by different stakeholders. Politics could play a significant role in promoting and accelerating DDI and the therefore required data basis and technical infrastructure in certain industries and areas such as e.g., healthcare. One example given is the “Krankenhauszukunftsgesetz (KHZG)/Hospital Futures Act”¹³⁴ of the republic of Germany that encourages and funds the digitalization of hospitals and health organizations. What seems to be of even higher importance and weight is the predominant culture and mind-set towards DDI. Are people in general open-minded towards technological progress? Are they willing to share information, to increase transparency and do they trust organizations and public institutions? Although companies often struggle to get “their data in order” due to a variety of different systems, legacy systems that do not communicate with newer applications etc., it seems that it is not IT- or technical obstacles that hinder large corporations to invest more in data-based solutions and data-driven innovation but rather the fear of bad publicity, distrust of existing customers and loss of reputation. Therefore, not only the corporate culture (the values and beliefs lived by the managers and employees of a company) play a key role but also the culture and mind-set of customers and the public opinion in the country and the respective environment the company or organization is operating in.

- **RQ 2.1.:** *In which way does DDI require professional and systematic data management and information governance?*

In general, it can be said that DDI requires companies and especially IT departments to do their “homework” in enterprise architecture management, in harmonizing as well as standardizing data models, processes and systems and preparing the IT-landscape for more complex and data-driven business use cases. Large corporations and organizations usually have grown their IT-landscape over decades, adding complexity with M&As and new or developed business areas, *“as ERP system we use SAP but unfortunately we do not only have one but four independent systems which are set up differently; and if you then look globally, we have diverse systems, in-house developments, legacy financial systems and upgraded versions of it etc.; a total of 22 different applications in ERP area only.”* [WF 88] Adapting and migrating already existing processes and legacy systems and mapping them with business capabilities requires a

¹³⁴ Bundesministerium für Gesundheit Deutschland (Aug. 2022): Krankenhauszukunftsgesetz für die Digitalisierung von Krankenhäusern. Online available: <https://www.bundesgesundheitsministerium.de/krankenhauszukunftsgesetz.html>

lot of time and resources. In other areas, the focus is less on harmonizing processes and systems but rather on ensuring comparability of data/data models, *“in the industry domain we took another approach than in the business domain; we started a project called operational data platform that aims to standardize on the level of data, establishing the same data model or system for all production locations and thus making them comparable to each other.”* [WF 99] IT-transformation projects can be seen as the foundation of future DDI use cases. However, as generative AI can work with any form of data – no matter whether structured or unstructured and where the data are located or saved – *“generative AI makes some of that work easier. There are possibilities to build good use cases with unstructured data.”* [Ana, 1108] Still, data need to be made available and accessible. For big data collection and DDI, cloud services are an essential prerequisite, *“there is no other way to implement that”*. [WF, 410] The idea is to store all relevant data in one place and make them accessible, *“silo thinking [and data silos] often prevail in corporations. That is why many companies are integrating e.g., a Google Customer Cloud, which is a central platform where the customer data is integrated centrally and every department has access to it and can use it accordingly for its own purpose, innovations, ...”* [MK 977] Providers of cloud solutions need to take the customer’s existing IT-application landscape as well as local legal requirements and laws such as GDPR into consideration *“we are cloud-agnostic in that sense that we work with all major hyperscalers. We look at the customer’s application landscape and needs and then decide what to leave “on premise”, the local data center, and what should be shifted e.g., to the Google Cloud; [Google Cloud] offers advanced AI and big data possibilities; [whereas] AWS offers special encryption, which allows to give the key to a trusted partner; etc.”* [MF 708] Special encryptions and trusted partner services and solutions allow to use hyperscaler technology e.g., from Google, ensuring that all European legal requirements are met. What could or certainly will become highly relevant in a DDI context will be the so-called data spaces, *“where data are not aggregated anymore like in data lakes or data warehouses but are kept at their original place with data holders having full control of who can access their data via connectors and certificates.”* [MF 667] Accordingly, this “real-time linked” data spaces are platforms for data sharing and thus a critical enabler and innovative ecosystem for data-driven AI.

“The term [...] “data space” can now be seen as an umbrella term categorizing several closely related concepts. [...] a data space can contain all the data sources for an organization regardless of its format, location, or model. Each data source (e.g., database, CSV, web service) in the data space is known as a participant. The Franklin et al. data space can model the relations (or associations) between data in different participants. In its purest form, a data space is a set of participants and the inter-relations between them.”¹³⁵

The European Union focus on a common European data space strategy, aiming for a “single market for data” – a free flow of data across industry sectors and countries.¹³⁶

This for example would lead to a European Health Data space as “*sort of a European ELGA (“Elektronische Gesundheitsakte”)*” [MF 783], where hospitals and health organizations may share patients’ information for cross-border health care and emergency medical care.

▪ **RQ 2.2.:** *Does the current legal framework enable and allow for DDI?*

None of the interviewees mentioned GDPR or any other legislation as a major burden or obstacle for DDI. As the idea behind data-driven innovation (unlike e.g., “next best offering” (NBO) or “next best experience” (NBX) to customers) is not based on an individual level but works with aggregated data, GDPR leaves the necessary room for big data analytics, machine learning and AI. Nonetheless, it is a “*fine line to drive innovation by accessing data on the one hand, but not violating or misusing personal data on the other hand. This regulation is not simple.*” [WF 434] New products or services based on data obviously need to be GDPR and data privacy conform, “*I spent a lot of time with our law firm, everything has to be watertight – otherwise large corporates would refuse to work with us*”. [MK 1028] Data privacy concerns are not only to be considered regarding GDPR but also culturally rooted, “*in Central Europe and German speaking countries we have the burden of history, of state spies and censorship; we are more restrictive with regard to data, and this sometimes slows down innovation*” [WF 431] Governmental institutions must create the necessary framework conditions for trust and acceptance towards digitalization and DDI among the population. In Austria, recently “*the Digital Austria Act¹³⁷ was presented that for example*

¹³⁵ Curry, E. et al. (2022): Data Spaces: Design, Deployment, and Future Directions. Springer (Open access). Online available: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-98636-0_1

¹³⁶ Curry, E. (2020): Real-time Linked Dataspace. Enabling Data Ecosystems for Intelligent Systems. Springer (Open access). Online available: <https://dataspaces.info/common-european-data-spaces/#page-content>

¹³⁷ Digital Austria/BM für Finanzen: Digital Austria Act: [Digital Austria Act - das digitale Arbeitsprogramm der Bundesregierung](#)

mentions digital health treatments [...], e.g., medical prescription via app as it is already possible in Germany” [MF 805] The health sector is dealing with strictly protected and sensitive personal data and therefore the concerns about using this data were (or still are) particularly high. “In the healthcare sector much more would be possible, especially with regard to individualized, personalized medicine and research and development.” [Ana 1219]

- **RQ 2.3.:** Does legal and regulatory uncertainty lower investments into DDI and DDI-enabling capabilities?

To answer this question conscientiously would require an in-depth legal assessment and at least one or two interviews with legal experts which would have been beyond the scope of this thesis. From a business perspective, uncertainty occurs especially in producing industries from missing regulations and lack of clarity about who owns the data (producer or user of the machine?), who is allowed to further process that data, and who is legally responsible should something that is related to this data go wrong. Expectations are high that the Artificial Intelligence Act (AIA) will help to answer these questions and to enable DDI in this area. At the same time, “there is already a lot of feedback from the data community to the European institutions and these working groups that the AIA must not inhibit innovation.” [Ana 1306] Also copyright issues and claims may arise quickly in the context of AI tools. “People are unaware of what happens to the content they provide – that is a question of both, education, and regulation. Regulation alone is not enough because we all know about the pop-up regarding cookies that shows up when visiting a website, but no one really reads or knows the terms of conditions behind.” [WF 438] Corporates have issued internal guidelines for the use of AI tools like ChatGPT in everyday business, alerting employees to potential copyright issues and advising not to enter sensitive/customer data into the tool.

“Indeed, it is important to note that content created by ChatGPT is derived from content that has been previously generated by others and therefore it is not clear what are the implications in terms of copyright for reusing this content: when is the output “inspired” from existing works and when is it actually infringing them? Where to draw the limit? A ChatGPT user may therefore unwillingly end up infringing someone’s copyright if it publishes output that resembles an existing work too closely”¹³⁸

¹³⁸ European Innovation Council and SMEs Executive Agency, IP Helpdesk (2023): Intellectual Property in ChatGPT. Online available: https://intellectual-property-helpdesk.ec.europa.eu/news-events/news/intellectual-property-chatgpt-2023-02-20_en

- **RQ 2.4.:** *Is there a need to increase the possibilities to access (structured) data and open government data?*

Regarding RQ 2.4. the general opinion was – yes – more data should be publicly available; Data security and privacy protection are undoubtable important but in an anonymized form and in accordance with all ethical principles and regulations, more data should be made accessible by the government and governmental institutions. The “*Open Data Maturity Report*”¹³⁹ assesses each year the progress (on open data policy, portal, impact, and quality) of the EU27+ member states with Ireland, Spain, and France being the trend-setters in this area; equally “*eGovernment maturity*”¹⁴⁰ is tracked based on the four dimensions user centricity, transparency, key enablers, and cross-border services on a yearly basis. “*We have to take a path of enabling rather than a path of stopping, because these things are unstoppable*”. [AP 565] In particular, as a small country with a federalist organization in which “*each of the nine federal states currently is likely to cook its own soup*” [MK 1048] and federal states tend to refuse sharing their data, there is still a lot to be done in Austria. “*We have all become accustomed to Google showing public transport travel times. Departure times and intervals [of trams, subway, and buses] were made available at some point and now we all find it extremely useful. The truth is, how much more would be created, how much more possibilities would we have if certain data were available?*” [Ana 1209]

RQ 3: *How can big data continuously drive business innovation? What are the necessary steps and organizational parameters to manage innovation by using big data?*

To advance on DDI, organizations first and foremost need knowledgeable people – from experts in different fields of data science and data analytics and rather new roles that deal with legal and ethical questions (such as Data Security Officer or Data Privacy Steward) to a general level of data literacy in the overall organization and top-level executives who have a solid understanding of technological opportunities and how they bring value to the company. The digital or data strategy as well as any form of data-driven innovation needs to be based on the company’s overall business strategy. The business strategy sets the direction, the vision and mission of the company,

¹³⁹ Carsaniga, G. et al. (2022): Open Data Maturity Report. European Commission. Online available: https://data.europa.eu/sites/default/files/landscaping_insight_report_n8_2022.pdf

¹⁴⁰ Capgemini/Sogeti/IDC/Politecnico di Milano for the European Commission Directorate (2022): eGovernment Benchmark 2022. Synchronizing Digital Governments. Online avail.: <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/library/egovernment-benchmark-2022>

defining the long-term goals and relevant search areas for innovation. The digital or data strategy then answers the question how (big) data and data-based applications can support in achieving those goals. Innovation always requires room for experimentation, a culture that allows “to fail fast”; buzzwords mentioned in this context are closely related to agile methods and ways of working: “prototyping”, “proof of concept”, “problem-oriented” and “customer-centric”.

▪ **RQ 3.1.:** *Do organizations lack data literacy and the knowledge to use data?*

There is no simple answer to this question because distinct roles in an organization have different needs and competency requirements. Someone in the IT department or an analyst in the digital or data department of course needs to have a much deeper understanding of generative AI, deep learning, and big data models than anyone else in marketing, sales, or customer service. Data literacy enhancement for the “average employee” is not a technical but a practical training, a job aid. It should help that person to do his/her job in a better and more efficient and effective way. Thus, data literacy is not about the theoretical knowledge but the practical skills e.g., to use AI tools in a compliant way, to be familiar with no-code-platforms that allow basic programming skills without being a software developer or to have the ability to make decisions or derive measures based on data and analytics from Power BI or other dashboards. It is hard to measure the level of data literacy for an entire organization. *“Currently different knowledge sources and tools for self-learning are provided but there is no systematic approach to it. It is up to each individual employee to address these issues and train him-/herself, and (free) time is often the critical factor. It is essential to give employees time to learn to enable change.” [AP 627]* As data literacy initiatives happen on various levels of the organizations and in entirely different formats, the boundaries between training, coaching and strategy – especially on C-level – are becoming blurred. Some part is self-learning, some is strategy consultancy, and some is ensuring a common understanding in the organization by listening to keynotes or webinars or having workshops and idea sessions. In summary, companies see the need to improve data literacy and invest in different formats to encourage (self-)learning on all levels in the organization. But they often lack a systematic and structured approach. Especially the integration of learning activities in daily business routines and day-to-day operations of employees seems to be major challenge to most companies.

- **RQ 3.2.:** *Does DDI, in business practice, need a structured process and clear responsibilities in this process?*

In academic literature, innovation models structure data-driven innovation in sequential phases that, step-by-step, are transforming data into valuable insights and finally new services, products, or business models. In corporate practice, certainly such frameworks and innovation processes (starting from brainstorming and the definition of innovation areas – the so-called front end of innovation (FEI) – towards different quality gates, business case calculations and portfolio and innovation project mapping) exist but the role of (big) data in the innovation process is less specifically defined and established. As mentioned above, the digital or data strategy is based on the company's business strategy with the goal to support the corporate vision on a long-term perspective. Thus, the digital or data strategy incorporates more than innovation: *“in the strategy phase, the focus is not on the data itself but on the business value that potentially can be generated with them. Whether it is the improvement of a specific product or the increase of sales in a particular channel. A goal could be to streamline processes and increase efficiency or output.”* [Ana 1085] A company's digital or data strategy evaluates DDI (or data-based innovation, DBI) opportunities just as much as the potential for data-driven optimization (DDO). Relevant use cases can be directed inwards (e.g., process simplification) or externally facing (for instance partnering with other companies to offer new solutions to customers). *“The digital strategy [of Semperit] focusses on four areas (1) digital customer interaction (2) digital products (3) digital production and (4) digital processes or “way of work””* [WF 36] It is often worthwhile to look at other industries. What is already state-of-the-art in one industry may be new and innovative in another. “Track & trace” is already used in the retail sector for food but quite new in B2B for industrial products, e.g., for components for production machines. Respondents emphasized that nothing should be implemented just because it is technically available, *“innovation strategy needs to be top-down in the sense of “why are we doing that?” [business strategy], but it also needs to be bottom-up, explaining “why does the customer need that?”* [AP 601] The latter, underlines the importance of experiments, agile working methods and “trial and error” approaches towards innovation which is answered in detail in RQ 3.4.

- **RQ 3.3.:** *Do organizations have a governance and internal framework for DDI in place, especially when it comes to 3rd party data?*

Thinking of the political agenda, data spaces and further development in information and data security, it is easily imaginable that the amount of external data used for data-driven purposes and use cases will increase substantially over the next years. Whereas nowadays the focus is more on “getting (own) data in the right order” to profit in-house from data-driven opportunities, cross-industry and cross-country collaboration could become more and more relevant in the future. Third party data will not only be used to enrich owned data, thus improving data quality, but will increasingly contribute to create something new. Depending on the use case, either data quality or data quantity could be more relevant. In any case, *“the most important step is to understand from the very beginning what the respective data set is about: How were the data collected and prepared? What does the data set represent?”* [MK 937] Sharing and processing of data needs to be compliant with data privacy laws (no traceability or conclusions about individual persons possible) and meet IT- and data security standards. The risk for bias and (initial) inaccuracy of machine-learning systems need to be managed and reduced. In this transformation, new roles have evolved in corporations e.g., a “Chief Data Officer” (CDO) directly reporting to the managing director/CEO or – as previously mentioned – Data Security Officers, Data Privacy Stewards etc. This transformation is not limited to IT- or technological changes. Inevitably, legal, and ethical aspects need to be taken into consideration. The owner of the digital transformation or the group of individuals driving the change, need(s) to have a clear understanding of the business relevance, underlying processes and the desired “operating model”. However, *“in addition to business considerations, ethical considerations should always be taken into account: For instance, in the case of implementing DDI or using a new AI tool, what are the consequences?”* [Ana 1346] Are jobs lost? What could go wrong? Could there be misuse of data? *“It would be fatal to ignore ethical aspects and not look for a solution for them. It will otherwise overtake you.”* [MF 771] AI never can be responsible for the outcome and consequences of an action, more precisely spoken: *“responsibility is fundamentally human. It is not something that a machine can take over or have.”* [MF 752]

- **RQ 3.4.:** *How does an organization needs to be set up/organized to have “DDI-friendly” corporate DNA? What are the corresponding ways-of-working?*

DDI means looking at data without knowing what exactly the goal, answer or outcome might be. It is a reverse approach towards problem-solving: *“The challenge is to define the right use cases; a mistake that happens quite often in an innovation context is that there is an immediate focus on finding a solution instead of describing and understanding the problem first.”* [WF 242] To understand the problem at hand, it requires a good and thorough customer-oriented analysis and a customer-centric approach – no matter if it is an internal customer or end consumer. At the same time, innovation pipelines can and should be filled with multiple use cases and pilots: *“It is important to get into action quickly i.e., to quickly produce a result (prototype, proof of concept) that can be tested on a selected customer group or employees.”* [WF 412] Aggregated and modeled data could be one source to better understand the problem or challenges customers are facing and to identify relevant use cases; they could also support in picking the right lead users to talk to. *“We want to get answers from the market very quickly, our only data point for innovation, for new features and developments, is the feedback from our customers.”* [MK 1018] The key to innovation is constant experimentation, trying out new things, to receive feedback quickly and to immediately analyze the outcome for learnings and further pilots. This culture of “failing fast” is important but often hard to implement in large companies. The classical waterfall approach and hierarchical organization with strictly divided responsibilities is too rigid and inflexible. Those moving targets ask for agile methods and structures with relatively independent interdisciplinary teams and a strong and close collaboration; corporate processes and “sluggishness” are likely to quickly kill innovative ideas and weaken new initiatives. *“The most important aspect is to be able to operate independently of the headquarter; you won’t see ROI right away; you have to be able to sustain that.”* [MK 1014] There are different strategies to enable innovation by separating those activities from the core business of a company e.g., collaborating with start-ups, initiating internal entrepreneurship programs or accelerators etc. However, if the innovation activity is “too far away” from the core, the strategic relevance could be missing or – in case the idea is good and piloted successfully – reintegration could be a difficult challenge.

7. Discussion

The question posed at the very beginning of this thesis was “is big data the new source of business ideas?”. After my literature review on DDI and conducting qualitative interviews with experts in different fields and industries, I conclude that big data for sure is a source for innovation and optimization. The line between data-driven innovation (DDI) and data-driven optimization (DDO) is not rigid and clear. Most data-based corporate activities currently are “targeted internal” (see the Corporate Entrepreneurship Matrix of Burger et al). Internal data give a “neutral recommendation” (i.e., based on facts and not personal gut-feeling) of what could be done better or changed to make the company’s product or service more attractive, increase customer satisfaction and the quality of customer service. Thus, today no company or business should forgo the opportunity of analyzing and using (big) data for incremental innovation and steady improvement of its products, services, and internal processes. The necessary technical capabilities and skills need to be built up which may require company-wide transformational projects and programs, involving IT, business functions but also legal entities and even production and manufacturing. The recent hype and breakthrough of AI tools takes these efforts to a next level, as technology allows for data insights and automation and digitalization of processes and tasks even though the relevant available data are unstructured, divers and decentralized across different systems.

AI most likely will become naturally integrated into the day-to-day workflows of businesses, just as the Microsoft Office Suite and other software programs are today. Advanced AI tools that are based on and trained with an enormous amount of (external) information and data such as ChatGPT can be used e.g., as a “*virtual consultant*” giving guidelines on “how can we innovate on our product and save 10% of production costs?”, or as a “*partner agency*”, significantly simplifying the search for patents or startups “name a list of startups world-wide working on new therapies for cancer treatment”, or as “*brainstorming buddy*” in the product, service or solution development “can you come up with ideas of combining innovation between skateboards and computers?”¹⁴¹ This changes not only the way of working but also of collaborating with

¹⁴¹ Dehant, B. (2022): Here is one of the best ways of using ChatGPT for innovation. Online available: <https://bootcamp.uxdesign.cc/here-is-one-of-the-best-ways-of-using-chatgpt-for-innovation-7e974366832c>

external service providers in many business areas. The potential for cost and time savings by increasing efficiency and efficacy in the operating business is high.

Big data are, on the other hand, the “raw material” for new products and services. However, large corporations have this treasure trove of data available but often lack the flexibility, deep knowledge and other industry expertise needed to build and develop new products or services based on their “data raw material”. This is the reason why data-based innovation (DBI) in the sense of creating something entirely new (according to the Corporate Entrepreneurship Matrix of Burger et al.) usually happens in the quadrant “disruptive external” i.e., by forming co-operations, exchanging data with other institutions (e.g., joint ventures), offering data sets to startups for a certain percentage of shares etc. For European countries and Austria specifically, it could be said data and information sharing across companies and institutions still happens at very small scale. Although GDPR and the legal framework in place would allow for the exchange of aggregated, completely anonymized data, it seems that in many companies, managers are hesitant to do so. They fear bad publicity, negative customer feedback or lack of data and information security resulting in a legal risk and possible loss of reputation. Uncertainty also originates from the question regarding the value and price of data and the ethical aspect and basic question whether it is correct to make money from user-generated data.

Meanwhile, the 5 “big tech” companies such as Google, Meta, etc. have much fewer concerns and inhibitions to continuously develop new products and services based on user-generated data. Cultural aspects seem to play a huge role in the adoption of data-based products and services and for DDI in general. In this respect, ethical and privacy concerns (although of course protecting from bias, discrimination, and misuse of private data) are a major obstacle to innovation as well as are country borders especially for small, locally operating companies and small countries. The European Union institutions have a high interest in fostering innovation based on big data and thus increasing overall innovation capability in the EU countries to ensure international competitiveness of European companies on a long term. The major challenge is to balance data privacy and protection of individual rights on the one hand and creating an innovation-friendly environment through directives, fundings and technological infrastructure such as Common European Data Spaces on the other hand. Fig. 18 aims to give

an overview on the “ecosystem” of DDI and DBI displaying relevant actors, requirements and potential enabling and influencing factors.

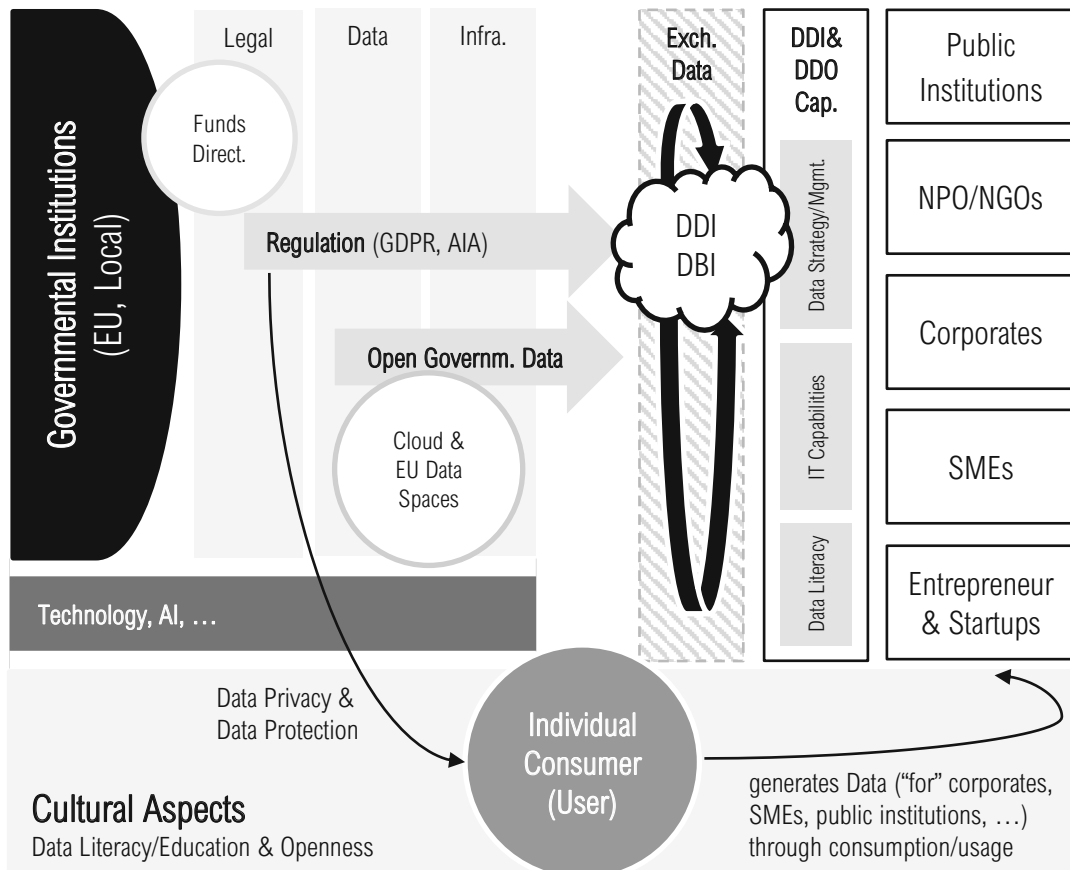


Figure 18: DDI Ecosystem: Players and influencing Factors; Source: Own Illustration

Political institutions could impose directives and digital programs that support public institutions but also private companies in their DDI/DBI activities. Such enabling factors could be the already mentioned EU-wide data spaces and technological infrastructure for a secure exchange of data; or to provide a solid legal/economic framework for inter-company databases; furthermore, transformation programs and investments in the IT infrastructure and in digitalization could be subsidized for public institutions (e.g., in the health or public transport sector). As “big data” is the currency and raw material, the amount of available open government data (OGD) as well as the possibilities to exchange data across industries and country borders should be increased and incentivized. Entrepreneurs and startups should be supported to get access to big data at reasonable rates and conditions. SMEs for sure might have completely different starting points and underlying needs regarding DDI than large corporates or startups: This would require further evaluation of possible opportunities as well as threats and

of necessary political measures. The same is true for NPO/NGOs. Finally, the AIA and all legal requirements should be carefully reviewed regarding their impact on DDI and if they are able to bring satisfying answers and clarity to currently burning questions such as “who owns and is responsible for the data generated by a production machine?”.

Taking one step back in answering the main research question it needs to be clarified that: The main research question was not “Is big data a source of business ideas?” but “Is big data THE new source of business ideas?” which would implicate that other, traditional source of innovation, are replaced and not relevant anymore in the light of DDI. Based on my research, this can be denied: Data will not give the exact answer on what to do next and even less they will tell what to search and imagine for. Looking at data and big data analysis will not make it irrelevant to directly talk to and exchange with customers, suppliers, and other stakeholders. The idea repeatedly mentioned in academic literature that BDA can make a significant contribution to identifying new fields of innovation, or as Gassmann/Schweitzer put it “*managing the so-called fuzzy front-end of innovation*”, seem to be less relevant in practice. Explorative tasks need human and expert involvement, creativity and “out of the box thinking”, traits a machine or search algorithm cannot deliver. None of the interview partners therefore saw the usage of data and AI as a breakthrough opportunity for trends research or corporate foresight. Of course, social listening analysis on the internet or environmental scanning activities, e.g., with AI platforms for DDI as described by Andersen/Pedersen or search algorithm mentioned by Di Fiore/Schneider (see above AI tools as “*partner agency*”), might be useful to strengthen an idea, to prove or disprove a hypothesis or to find matching and suitable partners for innovation projects and joint ventures. But those ideas and hypothesis, the innovation purpose and goal need to be already existent i.e., in someone’s mind. The risk of “posing the wrong questions/looking for the wrong answers” or “drawing the wrong conclusions” is quite high compared to the widespread and much more favored approach of creating a prototype or MVP and testing directly in the market for immediate feedback and further learnings (referring to agile methods of “fail fast”, “constant experimentation”, “trial & error”); this conclusion can also be drawn from the empirical study conducted by Ghasemaghaci/Calic concluding that data velocity plays a more critical role in enhancing a firm’s innovation

performance than does data variety or volume. Their study also reveals that prescriptive insight marginally impacts exploitation and does not impact exploration competency – this underlining the above statement that BDA will not tell what actions to take to get optimal results.

From a practical point of view, the conceptual model of DDI by Jetzek et al. (Fig. 6.) seems to be a very good starting point for companies to evaluate and improve their DDI capacity. Managers could look at each of the enabling factors and derive actions and necessary transformational programs to increase the company's "DDI readiness". Those actions and measures need to be assessed and rated against a set of KPIs and metrics, illustrating the desired impact in form of social or economic value added (→ business case). Vijay/Fekete's big data-driven innovation value chain model (Fig. 8) also gives practical guidance on BDA, but it lacks explanation on the very first, in my opinion crucial step, of identifying a relevant use case or the specific problem that needs to be tackled. The model describes the DDI process from the data source identification through the preparation and analysis of data, to the final extraction of insights. However, given the variety and immense amount of data and possible data sources, the question here is: where to start? How do I make sure that going through this entire process of the value chain model gives me the answers and insights I was looking for (or any answers and insights at all) at the end? The Vijay/Fekete model therefore can support in developing the data strategy but what needs to be in place first is the business strategy and a clear vision and understanding of how big data and AI contribute to this vision and the company's long-term performance. Regarding the double hump innovation process model of Luo, I had troubles to identify practical examples that reflect the process. One reason could be that the process model fits best for the FMCG industry which was not represented in my qualitative research. For fast moving consumer goods, changes in the packaging and branding might be possible examples for DDI-based innovation in the design space. In this case, the AI will function as "*creative agency*", making suggestions or as Luo puts it "*candidate designs to choose from*". Whereas in the opportunity space AI would be once again a "*partner agency*" looking for possible start-ups, institutions, companies, patent-holders etc. to cooperate with. Again, this would be more a supportive function and more efficient way of working but not entirely substituting the innovator or creative person in charge.

8. Conclusion

Big data is by far not the only but an increasingly valuable source of new business ideas; the topic of DDI today is more relevant than ever and needs further clarification. When I started working on this thesis, I found different definitions and opinions on what DDI is. Having reached the end of this thesis and of my research, I would conclude that data-driven innovation has three faces (→ “The 3 Faces of DDI”):

1) The first “face” of DDI is – quite straight forward – to use AI tools to gather ideas, brainstorm, find partners, list opportunities or creative options etc. Whether this is really DDI or “the next level” of supportive and more intelligent software is questionable. In my opinion, we will get used to working with AI tools such as ChatGPT rather quickly and will not see an innovation aspect in it as it is “only” a more intelligent search engine, image or video editing program, calculation, or analysis tool etc. What is needed is a guidance on the usage of respective AI tools regarding data privacy (e.g., customer data), information security and compliancy with local and industry specifics. Further research could evaluate in detail the risks and opportunities of the usage of “open” AI tools, also carefully examining the social consequences and economic implications of the change in the way-of-working.

2) The second “face” of DDI is the ability (IT/technical, data literacy, data strategy and management) of a company or other institution to use big data to re-invent, improve, and optimize products, services, and processes. The aim here is to either increase revenues or cut costs, achieving a higher level of productivity and efficiency. Another very common goal is to increase customer satisfaction and the quality of service or to better target customers and audiences (of course with the idea in mind to increase sales and revenue through providing better service). “Internal AI tools” i.e., targeted and internally developed data models and machine learning algorithm allow to analyze (unstructured) corporate data fast and independently of where they are located. Today, companies in general are aware of this second face of DDI and are continuously working on it by gathering, processing, and analyzing their owned data. They define digital and data strategies, search areas of innovation and develop models and algorithm to screen for optimization and adaption potential. Innovation is an integral part, but not or rarely radical or disruptive. The second face therefore for sure overlaps

with DDO. Status of academic research is quite encompassing, with empirical studies especially focusing on the examination of enabling factors such as data literacy or data-driven culture, data governance or different aspects of big data (3Vs) on the one hand and the company's innovative and financial performance on the other hand. Further research could deepen those previous finding or identify differences and nuances depending on the geographical area (e.g., Europe vs. US), the type of industry or size of the company (SMEs vs. large corporations, etc.). Bresciani et al. give a summary of eleven research propositions that could be a solid foundation and good starting point for further research in this field (see in the Appendix B).

3) Finally, the third “face” of DDI is the, I would say exciting and rather unexplored one, as it is about creating new products and services or business models based on big data and user-generated data owned by/available to companies or accessible e.g., through OGD. The third face of DDI requires consciousness and carefulness regarding data privacy and protection, ensuring that data sets are anonymized, and it is not possible to draw conclusions about or restore identity of individual persons. Over the last decades, large corporations collected huge amount of data that originated from the actions of their customers (user-generated data): Whether it is mobile movement data of telecommunication providers, IoT data gathered by producers of electronic devices, information on financial transactions and buying behavior or search, usage, and communication behavior on the internet. This third face of DDI holds the opportunity for disruptive innovation and overlaps or equals DBI. From a scientific point of view, this third face is the most interesting one as it can only unleash its full potential if cross-institutional data exchange is possible which requires not only innovative thinking and DDI readiness of a single company or institution but a political, legal, and technological framework for cross-border, cross-industry exchange of data. For small countries such as Austria, this only makes sense to be defined and managed on a common European level. On local level, public institution can be supported to increase their “DDI readiness” and ability to exchange data (example KHZG in Germany), to digitalize their official processes and increase eGovernment maturity (e.g., Digital Austria Act) and foster accessibility and transparency of OGD (in an anonymized and aggregated way). Further research on this topic is interdisciplinary and could evaluate on the political, legal, or technological requirements: What political measures (i.e., incentive

schemes, directives, funding) should be taken? What is the right (secure, future-oriented) technology to choose for European Data Spaces? What are necessary legal frameworks? How to manage security risks and deal with ethical concerns? From an economic sciences perspective, differences between large corporates, SMEs, NPOs and NGOs should be evaluated. Who is likely to profit from what extent from a higher level of data exchange across industries and countries? A SWOT analysis could be conducted for different types of organizations and different industries. Special focus and attention should be paid on how to encourage and promote data-based start-ups and entrepreneurship. Saura et al. focus more on the ethical and value-oriented aspect of this third face of DDI, giving a good overview of possible future research questions starting from *“Is it ethical to collect and analyze non-intentionally generated data using data-driven models?”* and *“Is it possible to establish a legal framework so that users know the value of their data?”* to *“What factors influence decision-making regarding the management, sale, and marketing of user personal data?”* (see in the Appendix B).

Bibliography

- 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? In: *International Journal of Production Economics*. Vol. 182, p. 113-131
- Akter, S./McCarthy, G./Sajib, S./Michael, K./Dwivedi, Y.K./D'Ambra, J./Shen, K.N. (2021): Algorithmic bias in data-driven innovation in the age of AI. In: *International Journal of Information Management*, Vol 60, No.1. Online avail.: <https://par.nsf.gov/servlets/purl/10344127> [29.04.2023]
- Alzubaidi, L./Zhang, J./Humaidi, A.J./Al-Dujaili, A./Duan, Y./Al-Shamma, O./Santamaría, J./Fadhel, M.A./Al-Amidie, M./Farhan, L. (2021): Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions. In: *Journal of Big Data*, Vol 8, Article number 53. Online avail.: <https://journalofbigdata.springeropen.com/articles/10.1186/s40537-021-00444-8> [03.03.2023]
- Andersen, M.M./Pedersen, T.A. (2021): *Why the Data-driven Model Will Be Key to Future Success*. Abingdon: Routledge
- Bresciani, S./Ciampi, F./Meli, F./Ferraris, A. (2021): Using big data for co-innovation processes: Mapping the field of data-driven innovation, proposing theoretical developments, and providing a research agenda. In: *International Journal of Information Management*, Vol. 60, 102347, Online avail.: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0268401221000402> [28.03.2023]
- Brown, T. (2008): Design Thinking. In: *Harvard Business Review*, 06/2008
- Brynjolfsson, E./McAfee, A. (2017): The Business of Artificial Intelligence. What it can – and cannot – do for your organization. In: *Harvard Business Review: The Big Ideas Series / AI, For Real*. Online avail.: <https://hbr.org/2017/07/the-business-of-artificial-intelligence> [03.03.2023]
- Brynteson, R. (2010): *The Manager's Pocket Guide to Innovation*. Amherst: HRD Press, Inc.
- Burger, C./Räthke, C./Schmitz, B./Weinmann, J. (2021): The Four Ways of Organizing Innovation. In: *The European Business Review*. Online avail.: <https://www.europeanbusinessreview.com/the-four-ways-of-organizing-innovation/> [05.02.2023]
- Charmaz, K. (2001): Grounded Theory: Methodology and Theory Construction. In: *International Encyclopedia of the Social & Behavioral Sciences*, p. 6396-6399. Online avail.: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/B0080430767007750> [01.05.2023]
- Chatterjee, S./Chaudhuri, R./Vrontis, D. (2021): Does data-driven culture impact innovation and performance of a firm? An empirical examination. In: *Annals of Operations Research*. Online avail.: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10479-020-03887-z> [29.04.2023]
- Christensen, C.M. (1997): *The Innovator's Dilemma: When New Technologies cause great Firms to fail*. Boston, MA: Harvard Business School Press
- Christensen, C. M. (2020): Disruption 2020; In interview with Dillon, K. in: *MITSloan Management Review*, Vol. 61, No. 3, p. 21-26
- Cooper, R. (2008): Perspective: The Stage-Gate® Idea-to-Launch Process – Update, What's New, and NexGen Systems. In: *Journal of Product Innovation Management*, Vol 25, No. 3, p. 213-232
- Cooper, R. (2016): Agile-Stage-Gate Hybrids. The Next Stage for Product Development. In: *Research-Technology Management*, Vol. 59, No. 1, p. 21-29
- Côrte-Real, N./Oliveira, T./Ruivo, P. (2017): Assessing business value of Big Data Analytics in European firms. In: *Journal of Business Research*. Vol 70, p. 379-390
- Curry, E./Scerri, S./Tuikka, T. (2022): *Data Spaces: Design, Deployment, and Future Directions*. Springer, Cham. (Open access). Online avail.: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-98636-0_1, p. 1-17 [28.07.2023]
- Drucker, P. (2002): The Discipline of Innovation. In: *Harvard Business Review*. Online avail.: <https://hbr.org/2002/08/the-discipline-of-innovation> [04.02.2023]
- Gambardella, A./Heaton, S./Novelli, E./Teece, D.J. (2021): Profiting from Enabling Technologies? In: *Strategy Science*, Vol. 6, No. 1, p. 75-90

- Garcia, R. (2014): *Creating and Marketing New Products and Services*. Boca Raton: CRC Press
- Gassmann, O./Schweitzer, F. (Editors) (2014): *Management of the Fuzzy Front End of Innovation*. Switzerland: Springer International Publishing
- Ghasemaghahi, M./Calic, G. (2019): Does big data enhance firm innovation competency? The mediating role of data-driven insights. In: *Journal of Business Research*, Vol. 104, p. 69-84
- Ghasemaghahi, M./Calic, G. (2020): Assessing the impact of big data on firm innovation performance: Big data is not always better data. In: *Journal of Business Research*, Vol. 108, p. 147-162
- Groth, O./ Straube, T./Zehr, D. (2020): Personal Data is Valuable. Giving Pricing Power to the People. In: *Wired Magazine*. Online avail.: <https://www.wired.com/story/opinion-give-data-pricing-power-to-the-people/> [07.04.2023]
- Gulati, R./Sawhney, V. (2019): Why Your Startup Won't Last. In: *Harvard Business Review*. Online avail.: <https://hbr.org/2019/12/why-your-startup-wont-last> [04.02.2023]
- Hacker, P. (2021): A legal framework for AI training data – from first principles to the Artificial Intelligence Act. In: *Law, Innovation and Technology*, Vol 13, Issue 2, p. 257-301
- Hippel, E. (2005): *Democratizing Innovation*. Cambridge/London: MIT Press
- Hurwitz, J. F./Kaufman, M./Bowles, A. (2015): *Cognitive Computing and Big Data Analytics*. London: John Wiley & Sons
- Iafrate, F. (2018): *Artificial Intelligence and Big Data: The Birth of a new Intelligence*. Volume 8. London: John Wiley & Sons
- Jetzek, T./Avital, M./Bjorn-Andersen, N. (2014): Data-Driven Innovation through Open Government Data. In: *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, Vol. 9, No 2, p. 100-120
- Kölbl, L./Mühlroth, C./Wiser, F./Grottke, M. (2019): Big Data im Innovationsmanagement: Wie Machine Learning die Suche nach Trends und Technologien revolutioniert. *Big Data in Innovation Management: How Machine Learning is Revolutionizing the Search for Trends and Technologies*. In: *HMD Praxis der Wirtschaftsinformatik*. Vol. 56, p. 900-913
- Kolko, J. (2015): Design Thinking Comes of Age. In: *Harvard Business Review*, 09/2015
- Kusiak, A. (2009): Innovation: A data-driven approach. In: *Intern. Journal of Production Economics*, Vol. 122, No. 1, p. 440-448
- Leifer, L./Steinert, M. (2014): Dancing with Ambiguity: Causality, Behavior, Design Thinking, and Triple-Loop-Learning. In: Gassmann, O. / Schweitzer, F. (Editors) (2014): p. 151-173
- Luo, J. (2023): Data-Driven Innovation: What Is It? In: *IEEE Transactions on Engineering Management*, Vol. 70, No. 2, p. 784-790
- Maddodi, S./Prasad, K. (2019): Netflix Big Data Analytics – The Emergence of Data Driven Recommendation. In: *International Journal of Case Studies in Business, IT, and Education (IJCSBE)*, Vol 3, Issue 2, p. 41-51
- Maradana, R.P./Pradhan, R./Dash, S./Gaurav, K./Jayakumar, M./Chatterjee, D. (2017): Does innovation promote economic growth? Evidence from European countries. In: *Journal of Innovation and Entrepreneurship*, Vol. 6, No. 1. Online avail.: <https://innovation-entrepreneurship.springeropen.com/articles/10.1186/s13731-016-0061-9> [29.04.2023]
- Martinez-Torres, R./Olmedilla, M. (2016): Identification of innovation solvers in open innovation communities using swarm intelligence. In: *Techn. Forecasting & Social Change*, Vol. 109, p. 15-24
- Mikalef, P./Boura, M./Lekakos, G./Krogstie, J. (2020): The role of information governance in big data analytics driven innovation. In: *Information & Management*, Vol. 57, No. 7. Online avail.: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378720620302998#bib0015> [29.04.2023]
- Müller, O./Fay, M./Vom Brocke, J. (2018): The Effect of Big Data and Analytics on Firm Performance: An Econometric Analysis Considering Industry Characteristics. In: *Journal of Management Information Systems*. Vol. 35, No. 2, p. 488-509
- Narayanan, V.K./O'Connor G. C. (2010): *Encyclopedia of Technology and Innovation Management*. Wiley-Blackwell

- Osterwalder, A./Pigneur, Y. (2010): *Business model generation: a handbook for visionaries, game changers, and challengers*. Hoboken: John Wiley & Sons Inc.
- Pastor, E./VanPatter, GK. (2016): *Innovation Methods Mapping: De-mystifying 80+ Years of Innovation Process Design*. New York: Humantific Publishing
- Pisano, G. (2006): Profiting from innovation and the intellectual property revolution. In: *Research Policy*, Vol 35, p. 1122 – 1130
- Pisano, G. (2019): Keeping the larger firm vibrant and innovative. In Interview with Leavy, B. In: *Strategy & Leadership*, Vol 47, No. 3
- Raban, D./Gordon, A. (2020): The evolution of data science and big data research: A bibliometric analysis. In: *Scientometrics*, 122, p. 1563-1581
- Raguseo, E./Vitari, C. (2018): Investments in big data analytics and firm performance: an empirical investigation of direct and mediating effects. In: *International Journal of Production Research*, Vol. 56, No. 15, p. 5206-5221
- Ramalho, R./Adams, P./Huggard, P./Hoare, K. (2015): Literature Review and Constructive Grounded Theory Methodology. In: *FQS Forum Qualitative Sozialforschung. Social Research*. Vol. 16, No. 3. Online avail.: <https://www.qualitative-research.net/index.php/fqs/article/view/2313/3876> [05.05.2023]
- Rohrbeck, R. (2014): Trend Scanning, Scouting and Foresight Techniques. In: Gassmann, O. / Schweitzer, F. (Editors) (2014): p. 59-73
- Ruttan, V. W. (1956): Usher and Schumpeter on Invention, Innovation, and Technology Change. In: *The Quarterly Journal of Economics*, Vol 73, No. 4
- Saura, J.R./Ribeiro-Soriano, D./Palacios-Marqués, D. (2021): From user-generated data to data-driven innovation: A research agenda to understand user privacy in digital markets. In: *International Journal of Information Management*, Vol. 60, Oct. 21, 102331
- Snyder, H. (2019): Literature review as a research methodology: An overview and guidelines. In: *Journal of Business Research*, Vol. 104, p. 333-339
- Trabucchi, D./Buganza, T. (2018): Data-driven innovation: switching the perspective on Big Data. In: *European Journal of Innovation Management*, Vo. 22, No. 1, p. 23-40
- Vijay, V./Fekete Farkas, M. (2018): Prospects of Big Data Driven Innovation in Enterprises. Conference Paper: *Innovation Management and Education Excellence through Vision 2020*. IBIMA, Milan. Online avail.: https://www.researchgate.net/publication/327651401_Pro-spects_of_Big_Data_Driven_Innovation_in_Enterprises, p. 4503-4510 [10.04.2023]
- Zwitter, A. (2014): Big Data ethics. In: *Big Data & Society*. July-December 2014, p. 1-6. Online avail.: <https://journals.sagepub.com/doi/pdf/10.1177/2053951714559253> [11.03.2023]

Internet sources:

- AI4People; Floridi, L./COWls, J./Beltrametti, M./Chatila, R./Chazerand, P./Dignum, V./Luetge, C./Madelin, R./Pagallo, U./Rossi, F./Schafer, B./Valcke, P./Vayena, E. (2019): AI4People's Ethical Framework for a Good AI Society: https://www.eismd.eu/wp-content/uploads/2019/11/AI4People%E2%80%99s-Ethical-Framework-for-a-Good-AI-Society_compressed.pdf [10.03.2023]
- Atsmon, Y. (McKinsey & Company) (2023): Artificial intelligence in strategy. Online avail.: <https://www.mckinsey.com/capabilities/strategy-and-corporate-finance/our-insights/artificial-intelligence-in-strategy> [12.03.2023]
- Boucher, L. (2018): What's Hiding in Your Unstructured Data? Why it's time to explore the untapped insights waiting to be discovered in your unstructured data. Online avail.: <https://www.orire-sults.com/articles/blog-posts/whats-hiding-in-your-unstructured-data/> [03.03.2023]
- Brown, S. (2021): Machine learning, explained. Ideas made to Matter: Artificial Intelligence. MIT Management Sloan School. Online avail.: <https://mitsloan.mit.edu/ideas-made-to-matter/machine-learning-explained> [12.03.2023]

Bundesministerium für Gesundheit Deutschland (Aug. 2022): Krankenhauszukunftsgesetz für die Digitalisierung von Krankenhäusern: <https://www.bundesgesundheitsministerium.de/krankenhauszukunftsgesetz.html> [27.07.2023]

Capgemini/Sogeti/IDC/Politecnico di Milano for the European Commission Directorate (2022): eGovernment Benchmark 2022. Synchronizing Digital Governments. Online avail.: <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/library/egovernment-benchmark-2022> [29.07.2023]

Carsaniga, G./Lincklaen Arriens, E.N./Dogger, J./Van Assen, M./Cecconi, G. (2022): Open Data Maturity Report. European Commission. Online avail.: https://data.europa.eu/sites/default/files/landscaping_insight_report_n8_2022.pdf [29.07.2023]

ChatGPT. See: <https://chat.openai.com/> [26.03.2023]

Council of the EU (2022): Artificial Intelligence Act: Council calls for promoting safe AI that respects fundamental rights. Press release. Online avail.: <https://www.consilium.europa.eu/en/press/press-releases/2022/12/06/artificial-intelligence-act-council-calls-for-promoting-safe-ai-that-respects-fundamental-rights/> [10.03.2023]

Curry, E. (2020): Real-time Linked Dataspaces. Enabling Data Ecosystems for Intelligent Systems. Springer (Open access). Online avail.: <https://dataspaces.info/common-european-data-spaces/#page-content> [28.07.2023]

Dehant, B. (2022): Here is one of the best ways of using ChatGPT for innovation. Online avail.: <https://bootcamp.uxdesign.cc/here-is-one-of-the-best-ways-of-using-chatgpt-for-innovation-7e974366832c> [01.08.2023]

Delve, Ho, L., & Limpacher, A. (2022c, February 8): How To Do Open, Axial, & Selective Coding in Grounded Theory. Practical Guide to Grounded Theory. Online avail.: <https://delvetool.com/blog/openaxialselective> [10.03.2023]

Di Fiore, A./Schneider, S. (2017): Crowdsourcing: The future of open innovation and artificial intelligence. Online avail.: <https://blogs.lse.ac.uk/businessreview/2017/02/08/crowdsourcing-the-future-of-open-innovation-and-artificial-intelligence/> [18.02.2023/10.04.2023]

Digital Austria/BM für Finanzen: Digital Austria Act: <https://www.digitalaustria.gv.at/Strategien/Digital-Austria-Act---das-digitale-Arbeitsprogramm-der-Bundesregierung.html> [28.07.2023]

Dutta, S./Lanvin, B./Leon, L./Wunsch-Vincent, S. (2022): Global Innovation Index 2022: What is the future of innovation-driven growth? 15th Edition. Online avail.: <https://www.wipo.int/edocs/pubdocs/en/wipo-pub-2000-2022-section1-en-gii-2022-at-a-glance-global-innovation-index-2022-15th-edition.pdf> [04.02.2023]

EPRS – European Parliamentary Research Service (2020): Panel for the Future of Science and Technology. Scientific Foresight Unit (STOA) PE 641.530 – June 2020: The impact of the General Data Protection Regulation (GDPR) on artificial intelligence. Study conducted by: Sartor, G. / Lagioia, F.; Online avail.: [https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/STUD/2020/641530/EPRS_STU\(2020\)641530_EN.pdf](https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/STUD/2020/641530/EPRS_STU(2020)641530_EN.pdf) [10.03.2023]

European Commission (2021): COM(2021) 206 final 2021/0106 (COD), Brussels. Online avail.: <https://artificialintelligenceact.eu/the-act/> or <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=celex%3A52021PC0206> [10.03.2023]

European Commission (2021): COM(2021) 206 final 2021/0106 (COD), Brussels. Artificial Intelligence Act (AIA), Title II: Art.5 [10.03.2023]

European Innovation Council and SMEs Executive Agency, IP Helpdesk (2023): Intellectual Property in ChatGPT. Online avail.: https://intellectual-property-helpdesk.ec.europa.eu/news-events/news/intellectual-property-chatgpt-2023-02-20_en [28.07.2023]

Future of Life Institute (FLI) (EU transparency register number 787064543128-10): The EU AI Act: <https://artificialintelligenceact.eu/developments/> [10.03.2023]

Goldenberg, M. (2019): S-Curves for Trend Forecasting. Online avail.: <https://www.less-wrong.com/posts/oaqKjHbgsoqEXBMZ2/s-curves-for-trend-forecasting> [05.02.2023]

Konrad, A. (2023): Why ChatGPT is about to change how you work, like it or not. Online avail.: <https://www.forbes.com.au/news/innovation/why-chat-gpt-is-about-to-change-how-you-work-like-it-or-not/> [18.02.2023]

Kriukow J.: Videos on Qualitative Research, Validity in Qualitative Research, Coding and Quality of Coding by Dr. Kriukow, YouTube Channel, e.g., <https://www.youtube.com/watch?v=wzbaw41-0I8> and <https://drkriukow.com/> [08.06.2023]

Leonhard, G. (2017): Digital transformation: are you ready for exponential change? Online avail.: <https://www.youtube.com/watch?v=ystdF6jN7hc> [25.03.2023]

Marr, B. (2020): These 25 Technology Trends Will Define The Next Decade. Online avail.: <https://www.forbes.com/sites/bernardmarr/2020/04/20/these-25-technology-trends-will-define-the-next-decade/?sh=1fd9ae2829e3> [18.02.2023]

McKinsey & Company (2022): The State of AI in 2022 – and a half decade in review. Online avail.: <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai-in-2022-and-a-half-decade-in-review> [12.03.2023]

McKinsey Company (2022): Tech Trends Outlook. Online avail.: <https://www.mckinsey.com/~media/mckinsey/business%20functions/mckinsey%20digital/our%20insights/the%20top%20trends%20in%20tech%202022/mckinsey-tech-trends-outlook-2022-full-report.pdf> [18.02.2023]

McKinsey Global Institute (Bughin, J. et al.) (2018): Notes from the AI Frontier. Modeling the Impact of AI on the World Economy. Online avail.: <https://www.mckinsey.com/~media/McKinsey/Featured%20Insights/Artificial%20Intelligence/Notes%20from%20the%20frontier%20Modeling%20the%20impact%20of%20AI%20on%20the%20world%20economy/MGI-Notes-from-the-AI-frontier-Modeling-the-impact-of-AI-on-the-world-economy-September-2018.ashx> [12.03.2023]

OECD (2015): Data-Driven Innovation. Big Data for Growth and Well-Being. OECD Publishing, Paris. Online available: https://www.oecd-ilibrary.org/science-and-technology/data-driven-innovation_9789264229358-en [02.04.2023]

OECD (2015f): Publications on Open Government: <https://www.oecd.org/gov/open-government/> [02.04.2023]

OECD (2019): Future of Education and Skills Concept Note 2030: https://www.oecd.org/education/2030-project/teaching-and-learning/learning/core-foundations/Core_Foundations_for_2030_concept_note.pdf [10.03.2023]

OECD (2019): Future of Education and Skills Concept Note 2030: https://www.oecd.org/education/2030-project/teaching-and-learning/learning/core-foundations/Core_Foundations_for_2030_concept_note.pdf [08.06.2023]

Perri, L. (2022): What's New in the 2022 Gartner Hype Cycle for Emerging Technologies: <https://www.gartner.com/en/articles/what-s-new-in-the-2022-gartner-hype-cycle-for-emerging-technologies> [18.02.2023]

GDPR.EU website by Proton (a co-funded Project of the) Horizon 2020 Framework Programme of the European Union: <https://gdpr.eu/> [10.03.2023]

Rosenberg, N. (2004): Innovation and Economic Growth: <https://www.oecd.org/cfe/tourism/34267902.pdf> [04.02.2023]

Rutkowski, A. (2023): The EU AI Act: A Critical Assessment: <https://circleid.com/posts/20230628-the-eu-ai-act-a-critical-assessment> [18.08.2023]

Statista (2022): Media usage in an internet minute as of Apr. 2022: www.statista.com/statistics/195140/new-user-generated-content-uploaded-by-users-per-minute/#:~:text=Media%20usage%20in%20an%20online%20minute%202022&text=A%20lot%20of%20things%20happen,were%20streamed%20by%20users%20worldwide [03.03.2023]

Steel, E./Locke, C./Cadman, E./Freese, B. (2013, updated 2017): How much is your personal data worth? Use our calculator to check how much multibillion-dollar data broker industry might pay for your personal data: <https://ig.ft.com/how-much-is-your-personal-data-worth/> [07.04.2023]

Steele, C. (2020): Know Your (Data's) Worth. Like anything else, the more scarce data is, the more it's worth. In: PCMag UK. Online avail.: <https://uk.pcmag.com/news/130187/know-your-datas-worth> [07.04.2023]

List of Abbreviations

AI	Artificial Intelligence
AIA	Artificial Intelligence Act
API	Application Programming Interface
B2B	Business-to-Business
BD	Big Data
BDA	Big Data Analysis
CI	<i>here used for:</i> Co-Innovation [Bresciani et al.]
CNN	Convolutional Neural Networks
CX	Customer Experience
DBI	Data-based Innovation
DDI	Data-driven Innovation
DDO	Data-driven Optimization
DNN	Deep Neural Networks
DP	Deep Learning
EPRS	European Parliamentary Research Service
FMCG	Fast Moving Consumer Goods
GDP	Gross Domestic Product
GDPR	General Data Privacy Regulations
HBR	Harvard Business Review
HR	Human Resources
IOT	Internet of Things
IP	Internet Protocol
IT	Information Technology
KHZG	Krankenhauszukunftsgesetz (Deutschland)
LDA	Latent Dirichlet Allocation
LSE	London School of Economics
M&A	Merger & Acquisitions
ML	Machine Learning
MVP	Minimum Viable Product
NFC	Near Field Communication
NGO	Non-Government Organization
NLP	Natural Language Processing
NPO	Non-Profit Organization
NPS	Net Promoter Score
OECD	Organisation for Economic Co-operation and Development
OGD	Open Government Data
OHH	Out of Home
OI	Open Innovation
R&D	Research & Development
RNN	Recurrent Neural Networks
ROI	Return on Investment
RQ	Research Question
SME	Small & Medium Enterprises
SWOT	Strengths-Weaknesses-Opportunities-Threats (Analysis)
UGD	User-generated Data
USP	Unique Selling Proposition
UX	User Experience
VC	Venture Capital
VUCA	Volatility-Uncertainty-Complexity-Ambiguity
WIPO	World Intellectual Property Organization
WOW	way-of-working

Table of Figures

Figure 1: The Innovation Landscape Map, G. Pisano	6
Figure 2: The Corporate Entrepreneurship Matrix, C. Burger et al.	7
Figure 3: The 25 Biggest Technology Trends 2020-2030, Forbes.....	9
Figure 4: Mapping of relevant DDI-Literature and Academic Research; Source: Own Illustration ...	22
Figure 5: Main phases of the data value cycle with key actors, OECD (2015).....	24
Figure 6: Conceptual model of the data driven innovation mechanism, Jetzek et al.....	26
Figure 7: Double hump model of value creation in the DDI process, Luo	27
Figure 8: Big Data-driven Innovation Value Chain Model (adopted from): Vijay/Fekete	29
Figure 9: Process of AI-supported Open Innovation, Di Fiore/Schneider; Source: Own Illustration .	29
Figure 10: Examples of AI-driven Innovation platforms, Andersen/Pedersen.	30
Figure 11: Study Design & Results: BDA Impact on a Firm's Performance, Côte-Real et al.....	31
Figure 12: Study Design & Results: Impact of BD on Innov. Competency, Ghasemaghahi/Calic	32
Figure 13: Study Design & Results: Impact of BD on Innov. Performance, Ghasemaghahi/Calic.....	32
Figure 14: Study Design & Results: Impact of DD-Culture on Performance, Chatterjee et al.	34
Figure 15: Study Design and Methodical Approach in this Thesis; Source: Own Illustration.....	39
Figure 16: Coding Process according to Delve/Limpaecher	40
Figure 17: Strategies to deal with Threats to Validity, Robson taken from Dr. Kriukow	41
Figure 18: DDI Ecosystem: Players and influencing Factors; Source: Own Illustration	60

List of Appendixes

Appendix A: Summary of Legal Framework of AIA & DSGVO

- Summary of AIA Artificial Intelligence Act, European Commission Proposal 2021
- Summary of GDPR General Data Protection Regulation, EU Law Enforcem. Directive 2016

Appendix B: Proposal/Questions for further Research on DDI [from Empirical Studies]

- A Summary of 11 Research Propositions, Bresciani et al.: Mapping the Field of DDI
- Research Topics identified, Saura et al.: User-generated Data & DDI
- Future Research Questions, Saura et al.: User-generated Data & DDI

Appendix C: Questionnaire Framework for Expert Interviews

Appendix D: Transcript of Expert Interviews

- Interview with Wolfgang Fischer (WF) from 04.07.2023
- Interview with Aleks Petkov-Georgieva (AP) from 12.07.2023
- Interview with Mihaela Frenzel (MF) from 15.07.2023
- Interview with Manuel Klabacher (MK) from 21.07.2023
- Interview with Ana Simic (Ana) from 26.07.2023

Appendix A: Summary of Legal Framework of AIA & GDPR

Artificial Intelligence Act (AIA) <i>European Commission Proposal of 2021</i>		
	Title	Article/Description
-	Preambles	> Preambles 1 to 89
I	General Provisions	> Subject matter (Art.1), Scope (Art.2), Definitions (Art.3), Implementing acts (Art.4(a-c))
II	Prohibited Practices	> Artificial intelligence prohibited practices (Art.5)
III	High-Risk AI Systems	> Chapter 1: Classification of AI Systems as High-risk: Classification rules for high-risk AI systems (Art.6), Amendments to Annex III (Art.7) > Chapter 2: Requirements for High-risk AI Systems: Compliance with the requirements (Art.8), Risk management system (Art.9), Data and data governance (Art.10), Technical documentation (Art.11), Record-keeping (Art.12), Transparency and provision of information to users (Art.13), Human oversight (Art.14), Accuracy, robustness, and cybersecurity (Art.15) > Chapter 3: Obligations of providers of high-risk AI Systems (Art.16), Quality management system (Art.17), Documentation keeping (Art.18), Conformity assessment (Art.18), Automatically generated logs (Art.20), Corrective actions (Art.21), Duty of information (Art.22), Cooperation with competent authorities (Art.23(a)), Authorized representatives (Art.25), Obligations of importers (Art.26), Obligations of distributors (Art.27/28), Obligations of users of high-risk AI Systems (Art.28/29) > Chapter 4: Notifying Authorities and Notified Bodies – (Art.30-39) > Chapter 5: Standards, Conformity Assessment, Certificates, Registration – (Art.40-51)
IV	Transparency Obligations	> Transparency obligations for providers and users of certain AI Systems (Art.52)
V	Support of Innovation	> AI regulatory sandboxes (Art.53), Further processing of personal data for developing certain AI systems in the public interest in the AI regulatory sandbox (Art.54(a/b)), Support measures for operators, in particular SMEs, including start-ups (Art.55(a))
VI	Governance	> Chapter 1: European Artificial Intelligence Board: Establishment and structure of the European AI Board (Art.56-58) > Chapter 2: National Competent Authorities (Art.59)
VII	EU Database	> EU Database for High-risk AI Systems Listed in Annex III (Art.60)
VIII	Monitoring, Information Sharing, Surveillance	> Chapter 1: Post-market monitoring by providers and post-market monitoring plan for high-risk AI systems (Art.61) > Chapter 2: Sharing of information on serious Incidents (Art.62) > Chapter 3: Enforcement (Art.63-68(b))
IX	Codes of Conduct	> Codes of conduct for voluntary application of specific requirements (Art.69)
X	Confidentiality & Penalties	> Confidentiality, Penalties, Admin. Fines on Union institutions, agencies, and bodies (Art.70-72)
XI	Delegation of Power	> Exercise of the delegation (Art.73), Committee procedure (Art.74)
XII	Final Provisions	> Amendment to Regulation (Art.75-85)

General Data Protection Regulation (GDPR)		
European Union Law Enforcement Directive of 2016; transposed in National Law by May 6 th , 2018.		
No.	Article	Description/Al Relevance
4(1)	Personal data	> 'personal data' means any information relating to an identified or identifiable natural person ('data subject'); > an identifiable natural person is one who can be identified, directly or indirectly, in particular by reference to an identifier such as a name, an identification number, location data, an online identifier or to one or more factors specific to the physical, physiological, genetic, mental, economic, cultural, or social identity of that natural person;
4(2)	Profiling	> 'profiling' means any form of automated processing of personal data consisting of the use of personal data to evaluate certain personal aspects relating to a natural person, in particular to analyse or predict aspects concerning that natural person's performance at work, economic situation, health, personal preferences, interests, reliability, behavior, location or movements;
4(11)	Consent	> 'consent' of the data subject means any freely given, specific, informed and unambiguous indication of the data subject's wishes by which he or she, by a statement or by a clear affirmative action, signifies agreement to the processing of personal data relating to him or her; > consent should cover all processing activities carried out for the same purpose or purposes. When the processing has multiple purposes, consent should be given for all of them.
5(1)(a)	Fairness, transparency	> the principle of transparency requires that any information addressed to the public or to the data subject be concise, easily accessible and easy to understand, and that clear and plain language and, additionally, where appropriate, visualization be used. > the principles of fair and transparent processing require that the data subject be informed of the existence of the processing operation and its purposes.
5(1)(b)	Purpose limitation	> personal data should be collected for specified, explicit and legitimate purposes and not further processed in a manner that is incompatible with those purposes; > further processing for archiving purposes in the public interest, scientific or historical research purposes or statistical purposes shall, in accordance with Article 89(1), not be considered to be incompatible with the initial purposes.
5(1)(c)	Data minimization	> statistical purposes mean any operation of collection and the processing of personal data necessary for statistical surveys or for the production of statistical results. Those statistical results may further be used for different purposes, including a scientific research purpose. > the statistical purpose implies that the result of processing for statistical purposes is not personal data, but aggregate data, and that this result or the personal data are not used in support of measures or decisions regarding any particular natural person.
5(1)(d)	Accuracy	> every reasonable step must be taken to ensure that personal data that are inaccurate, having regard to the purposes for which they are processed, are erased or rectified without delay.
5(1)(e)	Storage limitation	> personal data should be kept in a form which permits identification of data subjects for no longer than is necessary for the purposes for which the personal data are processed. > data may be stored for longer periods insofar as the personal data will be processed solely for archiving purposes in the public interest, scientific or historical research purposes or statistical purposes in accordance with Article 89(1).

Appendix B: Proposal/Questions for further Research on DDI

A Summary of 11 Research Propositions <i>Bresciani, S. et al. ¹⁴² – Mapping the Field of DDI: Literature Review & Proposals</i>		
(1) BD as knowledge creation enabler	(2) BD-based customer engagement	(3) BD-based co-creation service ecosystem
P1. Effectively acquiring, transforming, and monetizing BD are essential for successfully managing co-innovation. It is necessary to investigate how, open and collaborative BD-based business models have a positive impact on co-innovation processes in different contexts, e.g., digital platforms, smart manufacturing, and retail industry. P2. BD-based CI implies the use of a wide variety of collaborative BD generation channels and the implementation of very diverse phases. Each BDA technology and tool should thus be implemented in line with the objectives, characteristics, and specific phases of the CI processes. P3. Companies should develop collaborative strategies able to harmonize the different, though complementary, needs to share, protect, exploit and monetize BD in co-innovation contexts. P4. SMEs still face significant technical and organizational barriers to practically exploiting technologies and business models for co-innovation purposes. It is necessary to investigate which and how BDA collaborative strategies and digital tools should be adopted by SMEs to overcome these barriers and exploit this potential.	P5. Researchers should explore which BDA technologies can be used by companies to implement effective measurement and monitoring for their customer engagement performance, and to leverage the results of these processes. P6. Researchers and firms should pay more attention to the customer knowledge creation potential of BD-based passive co-innovation approaches. At the same time, the BDA technologies to exploit these approaches should be investigated and developed. P7. Researchers and firms should explore how and which BDA can be used to activate the BD analysis potential of the CDA role within co-innovation B2B contexts. Further research is also needed to understand the conditions in which customers should act as data providers, analysts, or in an ambidextrous manner. P8. Firms should avoid falling into the temptation of considering BDA a substitute for a data driven culture. Even in highly digitalized contexts, personal skills remain essential to detect, evaluate and interpret the insights resulting from the customer BD obtained through co-creation processes, and to transform it into valuable products, services and business model innovations.	P9. Data privacy and security issues are a high barrier to the development of BD-based innovation ecosystems. To promote transparent digital behaviour within their collaborative ecosystems, the use and consumption of smart products and services, and their role as BD generating platforms, companies should adopt and transparently communicate effective data privacy and security management policies. P10. The quality and consistency of the BD produced within CI ecosystems strongly depends on a company's ability to maximize the amount of data which is directly generated from the product and service consumption space. It also depends on their ability to design BD- and IoT-based architectures and solutions characterized by high levels of modularity, flexibility, scalability, and integrability between different actors and multiple physical and digital spaces. P11. To fully exploit the potential of real time BD-based product/service co-creation processes, companies should develop specific best practices aimed at effectively addressing all the relevant strategic, technical, and operational challenges posed by the use of real time BDA.

Research Topics identified <i>Saura et al. ¹⁴³ – User-generated Data & DDI: Research Topics identified</i>			
Topics	Topic Description	Keyn.	p-Value
User Privacy Preferences	Users' preferences regarding their privacy	776.72	0.039
User Engagement	Analysis of the type of actions and user engagement	497.80	0.027

¹⁴² Bresciani, S. et al. (2021): Using big data for co-innovation processes: Mapping the field of data-driven innovation, proposing theoretical developments, and providing a research agenda. In: International Journal of Information Management, Vol. 60, 102347, p. 12 (Tab. 4)

¹⁴³ Saura, J.R. / Ribeiro-Soriano, D. / Palacios-Marqués, D. (2021): From user-generated data to data-driven innovation: A research agenda to understand user privacy in digital markets. In: International Journal of Information Management, Vol. 60, Oct. 21, p. 8 (Tab. 12)

Research Topics identified			
Saura et al. ¹⁴³ – User-generated Data & DDI: Research Topics identified			
Topics	Topic Description	Keyn.	p-Value
Privacy Risk	Risks relating to the privacy of user data	417.02	0.024
Data-driven Economy	Economics based on data-driven approaches	390.94	00.23
User Behavior	Study of user behavior in digital markets	390.03	0.023
Information Management	Decisions taken by company management of	379.58	0.021
Decision-making	Influence of data-driven innovation and improved decision making	305.11	0.014
User Perceptions	User perceptions of security and risk on filtering personal user data	269.08	0.011
Driven Content	Actions, techniques, and models focused on data-driven content	164.10	0.008
Social Ads	Influence of data-driven models on social ads	135.75	0.006
Sensitive Data	Access to sensitive data to study online user behaviors	135.32	0.006

Future Research Questions		
Saura et al. ¹⁴⁴ – User-generated Data & DDI: Research Questions identified		
User Data	DDI Tools	Future Research Questions
Intentionally vs. non-intentionally generated Data	Data-driven models and user data points	Is it ethical to collect and analyze non-intentionally generated data using data-driven models? Will such analysis violate user privacy?
Monetization of User Content	DDI strategies to increase profitability	What factors influence DDI to increase profitability using data intentionally created by users? What are the limits of application of DDI in digital markets to obtain the maximum economic return from user-generated content?
Social Ads and personalized Content	DDI actions to personalized social ads	What is the impact of BDA and DDIs on user behavior when interacting with social ads? How does the automatic study of the psychographic variables of users using DDI tools affect their purchase decisions in digital environments?
Data Abuse Activities	Data-driven models to collect and process user information on a large scale	What framework regulates the limits of predicting user actions in digital markets? How can large-scale data automation and DDI avoid data abuse activities in automatic or machine-learning models?
Online User Behavior	DDI based on user online habits	How can tracking online user behavior influence the decisions that other users make? Could the development of DDI, focused on understanding the behavior of online users, modify the behavior of online users?
Information Management	Decision-making related to the application of strategies based on DDI & AI	How can senior managers of companies that work with user data apply DDI based on artificial intelligences, without violating user privacy? What factors influence decision making regarding the management, sale, and marketing of user personal data?
Laws on Digital Privacy	DDI models to study online user profiles	Is it possible to establish a legal framework so that users know the value of their data? What is the value of user data based on their use of digital markets, social media profiles, and so forth?

¹⁴⁴ Saura, J.R. / Ribeiro-Soriano, D. / Palacios-Marqués, D. (2021): From user-generated data to data-driven innovation: A research agenda to understand user privacy in digital markets. In: International Journal of Information Management, Vol. 60, Oct. 21, p. 9 (Tab. 14)

Appendix C: Questionnaire Framework for Expert Interviews

[I] Intro

Thank you very much for this opportunity and for taking the time for this interview. ChatGPT and other AI tools have been discussed so often in recent days. In academics, big data, or big data analytics – as a source of information and moreover innovation – has been studied for approximately 10 years now, referring to it as “data-driven innovation” or short DDI.

In my master thesis for the MBA “Innovation, Digitalization & Entrepreneurship” at the TU Wien, I focus on data-driven innovation and the question “Is big data the new source of business ideas”? I am conducting a handful of in-depth interviews with innovation experts from different industries and of different backgrounds to answer my research questions and to have a better understanding of DDI in business practice and reality.

The interview is going to last for about 45 minutes. It is a semi-structured interview, meaning that I prepared a few questions and a framework to follow but there is free space to dive deeper in one question and waive another one. Please if possible, bring practical examples to reinforce your personal experience and thoughts.

Important note: *This interview will be recorded. The recording will not be shown or shared but exclusively serves the transcription into plain text form. Please let me know in case certain information mentioned in the interview should be anonymized or not shared. The full interview will be published (mentioning the name and, if appropriate, company name of the interview partner) in the appendix of the master thesis.*

[0] Warming Up

- *Could you introduce yourself shortly / describe shortly your role [as innovation manager] and how it is imbedded in the organization [are you directly reporting to CEO, is there an innovation team, what are the departments you are dealing with most etc.]?*
- *What would you say are currently your core responsibilities and focus areas?*
- *How familiar would you say are you with DDI – is it something that you have been working on for years or is it a relatively new topic to you/r organization?*

[RQ1] *How and to which extent does big data (as a source of information) support idea generation and innovation processes in organizations?*

- *Does your organization apply the concept of data-driven innovation?*
 - *Do you have a successful example or maybe also ...*
 - *... a less successful one you learned from which you could share?*
- *What would you say is the purpose or aim of DDI in your organization?*
 - *Is it to identify trends and conduct environmental analysis?*
 - *Is it to create new products or services?*
 - *Or can big data be the source to radical innovation and entire new business ideas? E.g., use platforms to find start-ups, technological inventions, ...*
- *How important would you rate DDI compared to other sources of innovation?*

- *Would you say that DDI is critical to a company's future success and competitiveness? Or does it depend on the industry, size of company, ...*
- *How do you measure the outcome or the success of DDI? Is it directly related to revenue?*

[RQ2] What are the necessary pre-conditions (politically*, legally*, technically etc.), possible concerns and barriers of data-driven innovation for organizations?

- *Do you think that your organization has the necessary data management and IT infrastructure in place for successful DDI?*
 - *What would you say are major challenges regarding big data management? (e.g., quality of data, data storage, capability of processing)*
- *Thinking of legal requirements and current legislation, do you see any barriers to DDI? What would you demand for from policy- and law-making institutions, especially in Europe?*
- *Do you think that there are enough data available [e.g., open government data] for innovation purpose? What are the challenges regarding those data?*
 - *How do you decide on the value of data [in terms of €] when investing in big data – especially in a business case that refers to an innovation where success is hard to predict and uncertainty high.*
 - *Where do you get the data for DDI purposes from: is it mainly company-owned data, is it customer-/user-generated data or do you buy data from partners, brokers...*

[RQ3] How can big data continuously drive business innovation? What are the necessary steps and organizational parameters to manage innovation by using big data?

- *What would you say is the “secret to successful and continuous innovation”?*
 - *What is needed regarding corporate culture, values, and strategy?*
 - *How should a company be set up?*
 - *What should be the way of working?*
 - *Are there key skills and key indicators [missing], if yes which one?*
- *How should DDI be implemented and organized in a company?*
- *Is there a defined process for DDI in your organization? Do you think it would be important to implement such a process?*
- *Where, if so, do you think is external support and consultancy needed?*

[E] End

- *Is there any other aspect on DDI you want to share?*
- *What are your thoughts and predictions on big data, AI – regarding their importance for organizations in general and for innovation in particular?*

[O] Outro

Once again, thank you very much for your time. If you wish to get a copy of the interview or of the final master thesis, please let me know.

Appendix D: Transcript of Expert Interviews

Interview Wolfgang Fischer (WF)

Head of Architecture & Business Digitalization, Semperit

Online Interview, 04.07.2023 (in German language)

4 AS: Darf ich dich bitten, dass du dich kurz vorstellst.

5 WF: Mein Name ist in Wolfgang Fischer, ich bin seit 4 Jahren bei Semperit tätig. Vielleicht zuerst einen
6 kurzen Schwenk zu: Wo komm ich her? Ich habe eigentlich immer einen Fuß in der IT gehabt, das ist
7 der Kern, der sich durchzieht durch mein Leben, besonders durch mein berufliches Leben. Ich habe
8 HTL gemacht und als Programmierer begonnen, komme also aus der technischen Schiene heraus, habe
9 aber dann relativ schnell erkannt, dass das Programmieren nicht so meins ist und bin dann in die Netz-
10 werktechnik eingestiegen. Ich habe zuerst bei einem Hardwarehersteller gearbeitet, bei Dell, heute sehr
11 bekannt, damals, das war Anfang der 90er noch nicht so bekannt. Ich war einer der ersten Mitarbeiter
12 dort, gestartet in der Hardware und dann in die Software gewechselt, ganz grob gesagt, zu Microsoft,
13 dort habe ich die längste Zeit verbracht, 14 Jahre. Ich war dort fürs Consulting verantwortlich, hab also
14 Projekte gemacht und den Support gemanagt mit einem Team von ungefähr 100 Leuten am Schluss.
15 Dann habe ich mich im Bereich Coaching selbstständig gemacht. War dann noch Geschäftsführer bei
16 einer österreichischen Beratungsfirma, war IT Leiter bei Raiffeisen und dann hat es mich in die Bera-
17 tung verschlagen, zu Accenture. Dort bin ich dann eine Zeit lang gewesen. Von Accenture bin ich dann
18 zur Semperit gewechselt. Ganz grob gesagt, ich hatte immer mit Digitalisierung, würde man heute sa-
19 gen, zu tun. Diesen Begriff gibt es aber erst, würde ich sagen, seit den letzten 15 Jahren, ich habe es
20 jetzt nicht recherchiert, aber so in der Größenordnung. Früher hat man nicht Digitalisierung gesagt,
21 angefangen hat es mit elektronischer Datenverarbeitung, in den 90er Jahren. Also meine Kernpunkte
22 sind IT auf der einen Seite und auf der anderen Seite immer die Schnittstelle zum Business, quasi als
23 Bindeglied dazwischen. Ich habe viele Management Funktionen wahrgenommen und auch im Bereich
24 Enterprise Architektur Management relativ viel gemacht. Von der Ausbildung her zuerst Technik dann
25 Wirtschaft. Ich habe auf der Hauptuniversität Wien berufsbegleitend Wirtschaft studiert und 2008 ab-
26 geschlossen und habe dann noch eine Ausbildung zum Lebens- und Sozialberater gemacht, um auch
27 die menschliche Komponente abdecken zu können. Ja, also das ist so mein Profil. Und jetzt kommen
28 wir mal zu Semperit. Was mache ich bei Semperit? Ich bin vor 4 Jahren bei Semperit in einer Stabstelle
29 eingestiegen und haben die ersten 2 Jahre als Produkt Digitalization Manager gearbeitet. War nichts
30 anderes als eine Stabsfunktion vom Vorstand beauftragt, um die Digitalisierung in der Semperit voran-
31 zutreiben oder zu inkubieren. Es gab zwar schon vorher Digitalisierungsbestrebungen, aber noch keine
32 Zentrale und in den ersten 2 Jahren habe ich einmal begonnen, auf der einen Seite eine digitale Strategie
33 zu entwickeln für die Semperit, einmal zu definieren, was ist Digitalisierung überhaupt? Weil das ist
34 ein Begriff, fragt man neun Leute erhält man zehn Antworten. Das war mir ganz wichtig. Dann eine
35 Strategie für Semperit herauszuarbeiten, die sich auf 4 Bereiche fokussiert hat, einer war (1) digitale
36 Kundeninteraktion, der andere (2) digitale Produkte, das sind die Bereiche, die nach außen wirken und
37 dann Bereiche, die nach innen wirken, (3) Digitale Produktion, nachdem Semperit ein Produktionsun-
38 ternehmen ist und last but not least (4) digitaler „way of work“ oder Prozessdigitalisierung. Also das
39 sind so diese 4 Key Elemente, wo wir dann begonnen haben, dort Ideen zu sammeln und das Potenzial
40 aufzuzeigen, also Pipelines aufzubauen von möglichen Use Cases in einzelnen Bereichen und dann
41 einzelne Use Cases auch in sogenannten Proof of Concept und Piloten umzusetzen, um aufzuzeigen,
42 was mit neuer moderner digitaler Technologie möglich ist und wie in den einzelnen Business Bereichen
43 damit Semperit in der Strategie weitergeholfen werden kann. Das war der Anfang, die ersten 2 Jahre.
44 Danach hatte sich dann die Möglichkeit geboten mich intern weiterzuentwickeln in der neuen Position

45 als Head of Architecture and Business Digitalization, da sich die Semperit aufgrund der Digitalisierung,
 46 wir sprechen von, Data Driven Innovation, obwohl dieser Begriffe bei der Semperit eher nicht so ge-
 47 prägt ist etwas umstrukturiert hat. Aber da kommen wir wahrscheinlich später darauf noch zu sprechen.

48 AS: Der Begriff Data-driven Innovation (DDI) ist wohl stärker in der Literatur, weniger in der Praxis
 49 verankert.

50 WF: Ja, ich glaub er wird nicht so häufig verwendet, aber was es bedeutet, dass wird oft umgesetzt und
 51 auch gemacht. Also man hat dann gesehen, dass die IT und vor allem noch die Applikationslandschaft
 52 und Datenlandschaft der Semperit einfach nicht die Voraussetzungen dafür erfüllt, aber auch die Skills,
 53 die da sind und die Capabilities, also die Fähigkeiten der Organisation. Das heißt, man hat ein Trans-
 54 formationsprogramm gestartet, ein IT-Transformationsprogramm, mit dem bin ich in die IT gewechselt,
 55 um dort faktisch das Fundament für die Digitalisierung aufzubauen. Auf der einen Seite, das wird jetzt
 56 wahrscheinlich zu weit gehen, auch organisatorische Änderungen, neue Skills, neue Bereiche auszuprä-
 57 gen, wie Enterprise Architektur Management, ich habe ein Digital Innovation Lab begonnen aufzu-
 58 bauen, das ist eine kleine Unit, die eben genau diese Proof of Concept und Piloten begleitet, also schaut,
 59 welche Technologien und Trends gibt es am Markt, zum Beispiel, Big Data oder auch Augmented Re-
 60 ality oder die Digitalisierung Trends, die man halt so kennt. Jetzt momentan stark Chatbot und AI. Und
 61 diese Trends und Technologien zu überprüfen was können sie für Semperit leisten? Dafür ist das Digital
 62 Innovation Lab zum Beispiel da und ich habe jetzt die Verantwortung über ein Team in der IT, das
 63 Lösungen entwickelt, also von der Idee zur Lösung. Was nicht in meiner Verantwortung ist, ist der
 64 Betrieb oder der Support. Also ich mache eher diesen Innovationsteil und den Plan – Build – Run Teil.
 65 Plan – Build – Run heißt das klassische Modell, um hier die Applikation weiterzuentwickeln und zu
 66 bauen. Und was auch natürlich mit dem Thema zu tun hat, ist Enterprise Architektur Management. Ich
 67 habe ein kleines Enterprise Architektur Management Team aufgebaut, das sich primär damit beschäf-
 68 tigt, einmal die Applikationen und Datenlandschaft in einem Modell abzubilden, um dann in weiterer
 69 Folge diese zu den Business Capabilities zu mappen, das heißt zu sehen welche Applikation und Daten
 70 unterstützen welche Business Bereiche und dann verschiedene Arbeitsbereiche daraus abzuleiten. Das
 71 kann auf der einen Seite sein, Harmonisierung, auf der anderen Seite Standardisierung, gewisser Berei-
 72 che und auf der dritten Seite dann auch die Schnittstellen Landschaft dementsprechend abzubilden. Das
 73 ist keine vollständige Aufzählung, aber das sind einige Bereiche, die wir tun. Also in Wirklichkeit die
 74 IT-Landschaft so vorzubereiten, dass wir sie auch nutzen können, im Sinne der übergreifenden Tech-
 75 nologien.

76 AS: Wie sieht das dann in der Praxis aus – wie werden dann Prozessverbesserungen, Produktverbesse-
 77 rungen, Innovationen jeglicher Art umgesetzt?

78 WF: Also wir haben hier 2 große Projekte am Start, also können wir gerne über Data Driven Innovation
 79 sprechen, nur Semperit ist noch gar nicht so weit, das umzusetzen. Wir sind dabei, die Basis zu bauen,
 80 die Voraussetzungen zu schaffen, in dem Zusammenhang und da haben wir 2 große Themenbereiche
 81 identifiziert oder Datenbereiche identifiziert, das eine ist die Business Domain und das andere die In-
 82 dustrie Domain. Der *Business Domain* Bereich betrifft vor allem das ERP System und die ERP Daten.
 83 Das ist eher so der Klassiker. Die Business Daten dementsprechend verknüpfbar zu machen und aufzu-
 84 bereiten. Wir haben das Problem, dass wir relativ, also ich glaube da sind wir nicht die einzigen, sowohl
 85 in dem einen als auch in dem anderen Bereich Datensilos haben, das heißt, dass oft viele Daten gesam-
 86 melt, aber wenig Daten auswertbar sind, weil sie auch nicht verknüpft sind, zwischen den einzelnen
 87 Produktionsstufen in der Produktion oder im Business Bereich ist es ebenso. Als ERP System haben
 88 wir SAP im Einsatz, doch haben wir leider nicht nur eines, wir haben vier SAPs. Das heißt 4 unabhän-
 89 gige Systeme, die auch anders aufgesetzt sind und insgesamt, wenn man dann weltweit schaut, es gibt
 90 sie nur in den großen Niederlassungen, in den kleineren Niederlassungen haben wir verschiedenste Sys-
 91 teme, Eigenentwicklungen, uralte Finanzsysteme, aufgebohrte Finanzsysteme, insgesamt 22 verschie-

92 dene Applikationen im ERP Bereich. Das heißt hier haben wir begonnen, aber eher nicht auf der Da-
 93 tenschiene, sondern auf der Prozess Schiene, Daten liegen noch einmal eins drunter, würde ich sagen.
 94 Wir beginnen gerade eine Standardisierung und eine Harmonisierung zu machen, das nennt sich
 95 OneERP dieses Projekt, dass wir dann ein ERP System mit den dahinterstehenden Master Data Ma-
 96 nagement die Möglichkeit haben, diese Daten auszuwerten, das wollen wir in den nächsten 5 Jahren
 97 umsetzen, das heißt all diese Systeme zusammenführen, die Daten zu harmonisieren und dementspre-
 98 chend dann ein einheitliches System zu haben, um dann darauf aufsetzen zu können. Auf der anderen
 99 Seite, also der *Industrie Domain*, das ist eher die Produktion, da sind wir ein bisschen einen anderen
 100 Weg gegangen bzw. gehen wir einen anderen Weg. Da haben wir im letzten September ein Projekt
 101 gestartet, das heißt Operational Data Plattform und das die Zielsetzung oder vielleicht noch kurz einen
 102 Schritt zurück, auf der Business Seite haben wir gesagt, wir machen ein System, weil da SAP auch ein
 103 sehr klassischer Marktführer in dem Bereich ist, wir haben SAP schon im Einsatz, das heißt, wir har-
 104 monisieren die Applikation, damit auch die Daten, die liegen ja drunter und die Prozesse, das ganz grob
 105 gesagt. Im Industrie Bereich ist es so, dass wir da durchaus unterschiedliche Anforderungen haben.
 106 Darum haben wir die Entscheidung getroffen, dass wir nicht auf Applikation, sondern auf Datenebene
 107 einmal standardisieren, das heißt diese ODP, die Operational Data Plattform soll einen Standard, ein
 108 Standardmodell vorgeben für den Produktionsbereich, sodass alle Produktionsstandorte ein gleiches
 109 Datenmodell haben, damit es vergleichbar ist und eben auch verknüpfbar ist. Das heißt, hier wird eine
 110 harmonisierte oder standardisierte Datenbank oder Datensystem entwickelt. Ja, das sind so die 2 großen
 111 Bereiche.

112 AS: Arbeitet ihr vorrangig daran, interne Daten, die interne Datenbasis aufzubereiten oder ist auch ex-
 113 terne Daten zu verwenden oder zuzukaufen ein Thema?

114 WF: Wir arbeiten, ich sage dann ein konkretes Beispiel, auch mit externen Datenquellen und natürlich
 115 ist es auch angedacht. Wenn man dann in der Produktion von Predictive Maintenance spricht, oder, man
 116 muss ganz ehrlich sagen, meine Initiative kam auch sehr stark von der Produktdigitalisierung, da ist
 117 Semperit ein spezieller Fall, weil wir ja Produkte herstellen, die wiederum in Maschinen verwendet
 118 werden, das ist das, was wir in der Produktion, Schlagwort IOT oder Big Data, machen können, können
 119 wir ähnliche Use Cases auch im Bereich der Produkte machen. Zu Produkt Digitalisierung nehme ich
 120 mal ein Beispiel. Ein Beispiel wäre ein Produkt das Daten übermittelt, wie oft es benutzt wurde. Da gibt
 121 es 3 Schritte, die wir da definiert haben, um die Digitalisierung vorantreiben. Das erste ist die Identifi-
 122 kation oder das sogenannte Track and Trace, das auch quasi im Supply Chain Management sehr stark
 123 gemacht wird. Dort gab es auch schon einige Proof of Concepts. Das heißt, wir bringen eine digitale
 124 Möglichkeit an das Produkt an, um es zu identifizieren, sei es einen QR Code, einen NFC Tag oder was
 125 auch immer. Aufgrund dessen, kann man dann auf gewisse Daten zugreifen oder man kann dieses ana-
 126 loge Produkt mit digitalen Daten verknüpfen und kann dann zum Beispiel, wenn man das mit dem
 127 Handy macht, anzeigen lassen, was das für ein Produkt ist, wann es produziert worden ist, man könnte
 128 es auch Tracken, jetzt ist das ja in der Food and Beverage Industrie sehr stark der Fall. Da sind jetzt
 129 auch schon überall QR Codes drauf und den kann man dann abschnappen und sehen welcher Bauer, wann,
 130 um welche Zeit, mit wieviel Wasser gegossen hatte. Ich tue jetzt ein bisschen übertreiben, aber im Prin-
 131 zip wäre das möglich. Das ist dieses Track and Trace, dazu braucht man jetzt externe Daten, möglich-
 132 erweise schon, weil wenn man zum Beispiel einen Standort anzeigen will, dann nimmt man GPS-Daten
 133 und die sind nicht aus dem eigenen Unternehmen. Ein weiterer Schritt ist dann hier Sensoren zu ver-
 134 bauen und dementsprechend die Möglichkeit zu schaffen, den Zustand des Produktes in irgendeiner
 135 Form zu erfassen. Zum Beispiel welche Betriebstemperatur hat das Produkt und wie oft hat es sich um
 136 die eigene Achse gedreht usw.; Und das sind dann schon Daten, die erfasst werden können und dem-
 137 entsprechend ausgewertet werden können. Und dann habe ich einen Zustand oder ein Messverfahren
 138 eingebaut und der nächste Schritt ist dann in unserer Diktion, dass dann AI oder künstliche Intelligenz
 139 dazu kommt. Da sprechen wir dann von Sachen wie Predictive Maintenance und da spielen dann wieder
 140 externe Daten eine große Rolle, weil da zum Beispiel es gar nicht so unpraktisch ist, wenn ich die
 141 Außentemperatur kenne, und die kann ich natürlich auf der einen Seite messen, aber es gibt genug

142 Datenquellen im Internet, wo ich mir die Außentemperatur abfragen kann. Also es sind immer auch
 143 externe Daten hier ein Thema, ein konkretes Beispiel, das jetzt vielleicht gar nicht so hundertprozentig
 144 hineinpasst, ist ein Beispiel, das wir auch schon gemacht haben und implementiert haben, ist mit Dun
 145 & Bradstreet. Wir haben einen ersten Schritt in Richtung der Standardisierung der Kundenstammdaten
 146 gemacht. Dun & Bradstreet ist ein Beratungsunternehmen, das bietet zum Beispiel eine Datenbank an,
 147 wo alle Kunden oder alle Unternehmen mit deren Stammdaten verzeichnet sind. Wir verwenden das,
 148 um das mit unseren Daten abzugleichen und hier einen Einzelnen, also einen Golden Record, also einen
 149 goldenen Datensatz zu entwickeln, damit unsere Kundendaten synchron und richtig sind in den einzel-
 150 nen Systemen.

151 AS: Würdest du sagen, Datenqualität geht vor Datenquantität?

152 WF: Das kann man so nicht sagen, das kommt auf den Anwendungsfall an. Also wenn ich heute ein
 153 Data Warehouse habe, wo ich die Umsätze ausweise über die Monate weg oder die Deckungsbeiträge,
 154 dann habe ich einen eindeutigen Focus auf die Datenqualität, wenn da in einem Monat statt einer Mil-
 155 lion, fünf Millionen stehen oder hunderttausend, dann hat man da ein echtes Problem, da spielt die
 156 Datenqualität eine große Rolle. Wenn wir jetzt von Big Data reden, so wie ich es verstehe, also ich
 157 messe zum Beispiel die Temperatur eines Produkts jede Sekunde, 60-mal in der Minute usw., dann
 158 generiere ich Millionen von Datenpunkte und ob da der eine oder andere so oder so ...; Diese Daten
 159 Ausreißer sind da vollkommen nebensächlich. Also da geht es dann eher um die Quantität der Daten,
 160 weil ich da ja dann unter Umständen Modelle anlernen möchte, im Sinne von Maschine Learning oder
 161 künstliche Intelligenz und deswegen muss ich sagen, also Datenqualität oder Datenquantität. Die Ant-
 162 wort auf diese Frage ergibt sich aus dem Anwendungsfall, aus meiner Sicht.

163 AS: Wie wahrscheinlich oder wie realistisch ist es wirklich radikale Innovationen aufgrund von Learn-
 164 ings, die man aus Big Data zieht, zu entwickeln? Oder sind eben Prozessverbesserungen, Produktver-
 165 besserungen, sich einen USP gegenüber dem Mitbewerber zu sichern, wie du vorhin auch gesagt hast
 166 stärker im Fokus?

167 WF: Ich habe da ein bisschen ein Fragezeichen, also ich muss auch dazu sagen, das kann ich nur aus
 168 der Theorie sagen, weil in der Praxis, also ich war noch bei keinem Unternehmen, das so weit ist dies
 169 ausschöpfen zu können, die sind alle noch, wie wir, in den ersten Schritten, in den ersten Gehversuchen.

170 AS: Vielleicht auch in die Zukunft gedacht. Wäre das etwas, worauf man hinarbeiten könnte, oder ist
 171 das etwas, wo man zum Beispiel ein Data Screening dann regelmäßig macht, um zu schauen, kann ich
 172 neue Businessideen oder komplett neue Produktideen aus den Daten generieren.

173 WF: Es gibt ein bisschen was, das wir uns angeschaut haben, das in diese Richtung geht. Da gibt es eine
 174 israelische Firma, mit der wir eine Proof of Concept gemacht haben. Aber was ich glaube da unerlässlich
 175 ist, wenn man in Richtung Innovation geht, ist, dass man das mit AI kombinieren muss, also nur rein
 176 die Datenauswertung kann ich mir schwer vorstellen, dass dementsprechend radikale Innovationen ent-
 177 stehen. Das Beispiel ist aus der Produktion. Die haben ein System entwickelt, das aufgrund des Trai-
 178 nings, das es dann über die Daten bekommt, Theorien entwickeln kann, warum was nicht funktioniert
 179 und das ist schon mal innovativ. Da kommt dann z.B. irgendwie der falsche Gummi raus und die AI
 180 analysiert das jetzt, einmal ganz einfach formuliert und sagt dann, dass es vielleicht daran liegt, dass die
 181 Temperatur um 2 Grad zu hoch war, das ist zu 90% vermutlich der Fall oder der Vollmond da war oder
 182 was auch immer. Das geht schon ein bisschen in diese Richtung. Ich stelle es mir schwer vor, selbst hier
 183 wo mit AI und Daten, die aus der Vergangenheit stammen, kann man diese dann projizieren, man kann
 184 Muster erkennen und dementsprechend reagieren. Aber wirkliche Innovationssprünge aus Daten tue ich
 185 mir schwer mir das Vorzustellen, ganz ehrlich gesagt. Aber was natürlich der Fall ist, gerade bei Big
 186 Data, so meine Erfahrung, dass man sich einfach auch in der Art und Weise, wie man eine Problemlö-
 187 sung herangeht umorientieren muss, man weiß am Anfang nicht, worauf man stößt oder was da raus-
 188 kommt, sondern es ist so ein bisschen ein Versuch und es ist eine Art Agiles Vorgehen, um dann das

- 189 Ergebnis zu kriegen, das was man am Anfang gar nicht kennt. In einem normalen Projekt oder der
 190 normalen Innovation stellt man sich vielleicht zuerst das Ziel und dann arbeitet man darauf hin und da
 191 ist es eher umgekehrt, da ist der Weg das Ziel und aus dem Weg ergibt sich dann das Ziel, das man
 192 vielleicht am Anfang gar nicht kennt.
- 193 AS: Das bringt mich zu einer Frage, die ich sehr spannend finde, und zwar: Wie bewertet man dann
 194 Investments oder wie rechnet man Business Cases, wenn es um Big Data oder eben auch die doch sehr
 195 großen Transformationsprozesse geht, die du beschrieben hast. Gibt es da eine Kosten-Nutzen-Rech-
 196 nung dahinter oder sagt man, nein ich weiß, wir müssen in diese Richtung gehen, wir sind sonst in
 197 Zukunft nicht gut aufgestellt, nicht kompetitiv am Markt, es gibt kein vorbei.
- 198 WF: Ich glaube, eine Business Case Überlegungen anzustellen, ist immer wichtig. Es ist allerdings bei
 199 diesen Themen schwierig einen Business Case aufzustellen. Warum, weil man faktisch hier nicht nur
 200 die tatsächlichen Möglichkeiten, sondern auch die Optionen, die für die Zukunft geschaffen werden mit
 201 hineinbeziehen muss und die sind ganz schwer quantifizierbar und es scheitern dann sehr oft innovative
 202 Projekte in diesem Bereich weil man es nur auf den einen Use Case hin betrachtet oder berechnet und
 203 dieser oft nicht positiv ist, weil das Investment zum Beispiel diese Basis zu schaffen, das ist schon so
 204 eine Art, ich nenne das immer „Big Bet“, wo man schon im zumindest ein Teil verliert, man kann einen
 205 Business Case schon annähern, aber die reine Entscheidung ob ich was tue oder nicht tue in dem Bereich
 206 nur auf den Business Case aufzuhängen wäre falsch. Wenn ich jetzt zum Beispiel diese Datenbasis
 207 schaffe, dieses Projekt, das wir teilweise hier machen, Das sind Investments, die sich im ersten Schritt
 208 nicht rechnen, sondern dann nur über die Weiterverfolgung, das heißt, es braucht eine gewisse Konstanz
 209 und ein gewisses Vertrauen auch, dass man hier eine gewisse Zeit in die gleiche Richtung geht, auch
 210 wenn wir nicht gleich das Ergebnis sehen und die Fehlerkultur ist auch ganz wichtig, dass man die
 211 erkennt, und im Unternehmen hat. Das „Fail Fast“ ist für mich so ein wesentlicher Punkt, wenn man
 212 erkennt, dass man am falschen Weg ist, relativ schnell dann auch die Konsequenzen zieht und das Pro-
 213 jekt abbricht. Da tun sich auch manche schwer, das klingt so einfach, aber meistens, wenn man anfängt,
 214 hört man dann nicht so leicht auf. Also „Fail Fast“ ist wichtig, das ist auch immer wieder zu kontrollie-
 215 ren, gibt es Fortschritt, geht in die richtige Richtung, aber in Wirklichkeit ist es ein bisschen so wie ein,
 216 und das ist ja auch was ähnliches, wie Investments in Startups. Wie machen das Investoren, die in Star-
 217 tups investieren, also sie investieren möglichst breit, weil sie ungefähr wissen, und das ist bei der digi-
 218 talen Innovation sehr ähnlich, ich sage jetzt eine sehr niedrige Zahl, aber nur 1 von 8 Projekten, die man
 219 startet, führt dann wirklich zum Erfolg. Es ist sogar wahrscheinlich weniger, 1 zu 10 oder so irgendwas
 220 und dessen muss man sich bewusst sein, dass man dieses Investment auch trägt, das ist so mein Erfah-
 221 rungswert.
- 222 AS: Du hast vorhin schon agiles Arbeiten, im Sinne auch von „Fail Fast“ angesprochen. Was sagst du
 223 wie eine Organisation aufgestellt sein sollte um Innovation/DDI treiben zu können?
- 224 WF: Für mich war ein Kernpunkt wichtig, das ist die Idee hinter dem Digital Innovation Lab. Es braucht
 225 einmal eine Art geschützten Bereich, der nicht, wie soll ich sagen, der etwas auf der einen Seite so weit
 226 Disconnected ist vom Unternehmen, dass er nicht von den Prozessen und den Vorgaben und den Rules
 227 and Guides gebremst wird, auf der anderen Seite aber so nah ist, dass er die Prozesse des Unternehmens
 228 und den Notwendigkeiten des Unternehmens besteht, da gibt es verschiedene Ansätze, es gibt die Firma,
 229 die ein eigenes Start-up gründen. Nehmen wir vielleicht ein gutes großes Beispiel. Die Erste Bank mit
 230 George, die also eigenes Unternehmen gegründet haben, das hat den Vorteil, dass man schnell dann
 231 innovativ wird, wenn man wenig gebremst wird und von der Vergangenheit und von der Umgebung
 232 oder bedingt von den Prozessen. Man muss schnell sein, weil „Fail Fast“ bedeutet auch, dass ich schnell
 233 tue, wenn ich eine Technologie überprüfen will oder mal den ersten Schritt oder mal wissen will, etwas
 234 richtig ist, wie ich mir das denke, dann muss ich das schnell in einer Art Proof of Concept umsetzen
 235 können und das geht natürlich schneller in so einer Umgebung. Wenn die aber jetzt dann zu weit weg
 236 ist, und es dann wirklich eine gute Idee ist und sozusagen ein Pilot daraus entsteht, ist die Reintegration

in das Unternehmen schwierig. Weil ich dann so weit weg bin das ich es wieder nicht schaffe den Anschluss zu finden, um in die produktive Umgebung zu kommen. Wenn man zu nahe dran ist, dann wird die Innovation gekillt durch die Prozesse und durch die Behäbigkeit des Unternehmens, das heißt, es braucht ein Mittelding, das muss man sich überlegen, wie das am besten funktioniert, also das ist, glaube ich, ein Punkt, weil du gefragt hast von den Rahmenbedingungen. Der zweite Punkt ist meiner Meinung nach, wenn man jetzt drüber nachdenkt, die Use Cases zu identifizieren. Ein Fehler, der sehr oft passiert ist, dass man immer, wenn man Leute fragt, was sie brauchen oder was Sie wollen, um zu wissen in welche Richtung die Innovation gehen soll, man hineinschlittert in das Problem, dass man die Lösung beschreibt und nicht das Problem, das dahintersteht. Da gibt es diesen Spruch von Henry Ford, „wenn ich meine Kunden gefragt hätte, was sie wollen, hätten sie gesagt schnellere Pferde und nicht ein Auto“ und das geht so in die Richtung. Das heißt, es braucht hier klare Kundenorientierung, wenn man jetzt über Produkte spricht oder nach außen orientiert oder es können auch interne Kunden sein. Eine gute kundenorientierte Analyse, die sich an dem Problem oder an dem Value orientieren und nicht an der Lösung. Viele beschreiben die Lösung, die sie haben wollen und nicht das Problem, dass sie haben, oder den Value den sie heben wollen. Das ist so das zweite Thema und dann das dritte Thema, was mir da einfallen würde, ist auf jeden Fall soweit es halt möglich ist, agile Strukturen zu schaffen, weil man sich mir der klassischen Wasserfall-Vorgehensweise schwertut mit einem undefinierten Ziel. Das ist zumindest meine Erfahrung, mit einem undefinierten Ziel umzugehen, da sind einfach die agilen Methoden viel besser, auch wenn sie auch nicht effektiv sind. Effektiver sind die klassischen Methoden, aber diese Moving Targets, die man in diesem Bereich hat, das kann man besser mit Agilen Methodiken verfolgen. Der letzte Punkt, den man dazu braucht, ist ein interdisziplinäres Team. Ich glaube das ist auch ein Ganz ein wichtiger Punkt, ein heterogenes interdisziplinäres Team, denn nur so kann dann auch Innovation gehen, wenn alle zu uniformiert sind oder uninformatiert, dann wird das nichts.

AS: Oft spricht man ja auch von Open Innovation. Es geht darum, möglichst viele Stakeholder einzu-beziehen, Kunden, teilweise Mitbewerber oder Lieferanten etc. Wie siehst du das in Zusammenhang mit Big Data und AI: Fragt man dann in Zukunft ChatGPT was neue Verbesserungen und Innovationen betrifft und nicht mehr seine Stakeholder direkt?

WF: Das ist ein bisschen schwer vorhersehbar, da wäre ich jetzt echt froh, wenn ich das vorhersagen könnte. Ich glaub es wird sehr stark unterstützen, aber es wird es nicht ablösen. Also es wird es vielleicht vereinfachen den Prozess, sozusagen reelle Kunden einzubeziehen oder Lieferanten, oder Spezialisten oder was auch immer. Aber es wird es nicht ablösen, denke ich aus heutiger Sicht. Vielleicht irre ich mich auch, aber das glaube ich, weil das Problem, dass teilweise diese Systeme haben, aber auch künstliche Intelligenz hat und das wird jetzt auch sehr oft diskutiert, ist, dass es natürlich Bias gibt, weil es ja lernt unter der Umgebung und da gibt es dieses gute Beispiel wie diesen Chat Bot von Microsoft, der rechtsradikal geworden ist und viele, viele andere Themen. Bei Google war das, glaube ich, mit den Bewerbungen oder eine AI die Bewerbungen ausgewählt hat und hat nur weiße, 30-40jährige Männer ausgewählt oder so etwas in der Richtung, jetzt ganz einfach formuliert. Also deswegen glaube ich, da sind wir noch nicht so weit, dass es das ablösen wird, aber es wird uns einfacher machen, vielleicht schnell einmal einen Check zu tun und es wird eine zusätzliche Methode sein und das ist glaube ich auch was, dass ich in der IT beobachte, ich mach jetzt mal an der Technologie fest, aber das gilt für viele andere Sachen auch. Es kommen immer wieder neue Innovationen zu neuen Technologien dazu, neue Trends dazu aber kaum welche verschwinden. Also es wird das Portfolio breiter und das wird für das Einzelne dann weniger, aber es verschwindet nicht so wirklich. Einige Sachen sind schon verschwunden, aber ich nehme ein plakatives Beispiel, ich habe 1989 in der IT begonnen zu arbeiten nach der Matura und einer der ersten Sätze, die mein Chef damals gesagt hat, „der Host ist tot“, es gibt keinen Host mehr und wir haben bis heute noch Hosts in den großen Banken stehen und in den größten Unternehmen, das heißt, die sind noch immer da, nach über 30 Jahren. Aber natürlich hat sich viel, viel, weiterentwickelt, aber diese Technologie ist halt noch immer da und so ist es mit Innovationen, auch in der digitalen Innovation ein bisschen thematisch, wenn man einen Schritt zurücksetzt, ist vieles gar nicht so innovativ wie es auf den ersten Blick vielleicht aussieht. Auch diese ganze AI Geschichte, die

287 hat schon vor 20-25 Jahren begonnen. Spracherkennung haben wir schon ewig lange, für mich ist es
288 dann immer wieder spannend, wann so ein Hype durchbricht, so wie jetzt, zum Beispiel, mit ChatGPT,
289 also ist es ein bisschen schwierig vorhersehbar, aber ich glaub nicht, dass es alles ablösen wird und uns,
290 auch wovor viele auch Angst haben, alle Arbeitsplätze wegnehmen wird und die künstliche Intelligenz
291 über diesen Planeten herrschen wird, das glaub ich jetzt nicht.

292 AS: Siehst du Data Literacy, den Aufbau von neuen Fähigkeiten und Kenntnissen, als einen wichtigen
293 Aspekt in Organisationen an?

294 WF: Es beginnt schon langsam. Man muss natürlich sagen, dass da sehr viel auch Self-learning ist. Ich
295 gebe dir einmal ein Beispiel damit du weißt, was ich damit meine. Nehmen wir als Beispiel Excel als
296 Tool her. Ich glaub das ist das am häufigsten verwendete Tool in jedem Unternehmen und fast jeder
297 macht irgendwelche Daten Auswertungen mit Excel, auch wenn derjenige es jetzt vielleicht gar nicht
298 in der Schule gelernt hat oder sonst irgendwo oder von der Firma in einen Kurs bekommen hat, jeder
299 beginnt einmal, wenn er irgendwie die Anforderung hat und das hat jeder in seinem Job irgendwo Daten
300 zusammenzufassen, zu strukturieren, auswertbar zu machen und daraus ein Dashboard zu entwickeln
301 oder was auch immer. Ich glaube, dass wir jetzt mit dem Big Data und mit der datengetriebenen Inno-
302 vation oder auch datengetriebene Prozesse viel stärker ins „how“ hineingehen müssen und das auch viel
303 stärker vermitteln müssen, das heißt es müssen diverse Rollen in der Organisation geschaffen werden.
304 Wie Data Owner oder Data Stewards oder wie sie auch alle heißen, die also hier wirklich einen Fokus
305 auf diesen Bereich haben, als auch, und das wird jetzt ja sehr stark auch unterstützt durch den Trend
306 dieser No-Code-Plattformen, die immer stärker kommen, hier den Benutzern Möglichkeiten an die
307 Hand zu geben, ohne dass sie jetzt technische Softwareentwicklung Skills haben müssen. Wir müssen
308 hier Lösungen haben, um Auswertungen zu basteln wie zum Beispiel die Microsoft Power Plattform,
309 Power BI, was eine logische Erweiterung des Excels ist. Das heißt hier auch, den durchschnittlichen
310 Mitarbeiter stärker enablen, das zu können, das muss ein struktureller Prozess sein. Zusammenfassend,
311 früher hat man sich das selbst gelernt und die Leute sind Schritt für Schritt darangegangen, heute muss
312 man das wirklich strukturell enablen in der Organisation, um das heben zu können was man an Daten
313 zur Verfügung hat. Ein großer weiterer Punkt ist in dem Zusammenhang Security und Datensicherheit,
314 das ist eine ganz große Baustelle und auch Data Ownership, also auch wenn wir jetzt sozusagen von
315 Big Data sprechen oder von digitalen Produkten, die wir vorher angesprochen haben, ist eine Frage, die
316 sich sehr früh stellt und nicht so leicht zu beantworten ist, wem gehören die Daten überhaupt, wenn
317 deine Maschine irgendwelche Daten produziert. Wem gehören die? Gehören sie dem, dem die Maschine
318 gehört, der sie hergestellt hat? Das sind alles Fragen, die ich jetzt auch gar nicht beantworten kann, aber
319 die gar nicht so einfach sind. Abgesehen jetzt von der Datensicherheit auch, das haben wir immer wieder
320 in den Medien jetzt, das ist natürlich auch ein Riesenthema.

321 AS: Man weiß ja, dass die Rechtsprechung und/oder Gesetzgebung hinterherhinkt, es gibt jetzt einen
322 Draft - den Artificial Intelligence Act auf EU-Ebene. Es gibt die DSGVO und Datenschutzgesetze, aber
323 wie geht ihr mit dieser Unsicherheit um, einfach einmal machen, bis es klare Richtlinien und Gesetze
324 dazu gibt bzw. wie handhabt ihr das?

325 WF: Wir haben seit einiger Zeit einen Data Security Officer, der sich diesem Thema widmet und natür-
326 lich dementsprechend dort, wo es Regulierungen und Richtlinien gibt, überprüft, dass die Einhaltung
327 dieser gegeben ist. In den Bereichen, wo das noch nicht so definiert ist, ist es schwierig. Also ich kann
328 jetzt sagen, bei Semperit ist es so, dass wir noch nicht so weit sind, dass wir uns, Gott sei Dank oder
329 auch leider, das kann man jetzt sehen, wie man will, uns darüber so intensive Gedanken machen müssen,
330 weil wir momentan auch noch gar nicht die technischen Möglichkeiten haben, die hier zu treffen.

331 AS: Also gab es jetzt noch nicht eine Situation, wo ihr gesagt habt, dass hätten wir gern gemacht, aber
332 aufgrund von rechtlichen Rahmenbedingungen haben wir es nicht gemacht.

333 WF: Nicht, dass ich jetzt wüsste. Mir ist jetzt nichts bekannt, wobei viele dieser Projekte jetzt noch im
 334 Proof of Concept und im Pilotstadium sind, wo also keine, im Normalfall, Echtdaten verwendet werden,
 335 sondern Testdaten, das heißt, dass wir hier noch nicht so weit sind, dass wir jetzt in der Produktion sind.
 336 Außer bei klassischen Themen, wo es um persönliche Daten geht. Da fängt es früh an. Wenn man heute
 337 zum Beispiel eine Auslastungsplanung machen will der Projektteams und da die Zeiten der einzelnen
 338 Mitarbeiter erfassen will, dann kommt man relativ schnell in eine rechtliche Problematik hinein mit
 339 dem Betriebsrat und mit den Datenschutzbeauftragten. Da ist man schnell, da reden wir noch gar nicht
 340 von Big Data, sondern nur von Datenverarbeitung, in einem Bereich wo man sich rechtlichen abzusi-
 341 chern hat.

342 AS: Was mich noch interessieren würde, gibt es einen definierten Innovationsprozess?

343 WF: Ja, den gibt es.

344 AS: Wie schaut der Prozess aus und welche Rolle spielen Daten bzw. Big Data in diesem Prozess?

345 WF: Big Data eher weniger, aber Daten schon. Wir beginnen mit dem sogenannten Front End of Inno-
 346 vation, abgekürzt FEI, das ist die Ideensammlung. Da wird von der Idee aus begonnen, die Idee zu
 347 scopen, dann auch den ersten Business Case etc. Das würde zu tief jetzt hineingehen. Dann gibt es
 348 verschiedene Quality Gates, dann wird das Ganze in einem Portfolio gemappt. Die Ideengenerierung
 349 basiert auf sogenannten Suchfeldern, die auch vorher festgelegt werden, das heißt man überlegt sich
 350 zuerst in welchen Bereichen man überhaupt Innovationen haben möchte bzw. zulassen möchte. Das
 351 heißt man steckt die Felder ab und nur innerhalb dieser Felder werden dann Ideen mit Workshops oder
 352 ähnlichen entwickelt. Diese Ideen werden dann in eine Pipeline gefüllt, dann gescoped, ganz grob wer-
 353 den auch Potenziale einmal eingeschätzt, Kosten eingeschätzt, dann entsteht daraus eine Matrix, die
 354 auch nach Innovation bewertet wird, also in der Richtung, wie weit liegt das weg, wie weit ist das neu
 355 für Semperit, wie weit ist das neu für den Markt, wieviel ist neu für die Welt. Ein zweiter Faktor, der
 356 auch berücksichtigt wird, ist wie weit liegt die Innovation von unserem Kerngebiet weg, es kann für uns
 357 eine ziemliche Innovation sein, für ein anderes Unternehmen gar keine Innovation, weil die einfach von
 358 einem ganz anderen Standpunkt ausgehen, oder auch andere Produkte haben, das ist auch ein ganz
 359 wichtiger Punkt. Dann wird das Ganze in ein Portfolio übergeführt und aus dem Portfolio dann ent-
 360 schieden, über diese verschiedenen KPIs die definiert wurden, welche Ideen dann tatsächlich nachver-
 361 folgt werden. Dahinter gibt es dann wieder den Prozess des Proof of Concepts und dann der Umsetzung
 362 und so weiter, bis dann ein fertiges Produkt oder fertiger Prozess rauskommt. Was für Innovation auch
 363 interessant ist, ist, dass man sich umschauen sollte, weil was ich gelernt hab und das hat, Gott sei Dank,
 364 der damalige Vorstand auch so gesehen, dass man auch den Blick in andere Branchen werfen sollte. Ein
 365 gutes Beispiel sind zum Beispiel Amazon oder Google, die jetzt die großen Konkurrenten für die großen
 366 Banken sind, mit deren Bezahlmöglichkeiten, das heißt das nicht mehr die bessere Bank die Konkurrenz
 367 zum existierenden Bankkonto ist, sondern es sind oft ganz andere Unternehmen, die aus einem ganz
 368 anderen Bereich kommen. Das ist ein wichtiger Punkt, das heißt, man kann hier auch querdenken. Das
 369 andere ist, Innovationen aus anderen Branchen zu übernehmen. Also weil ich das vorher erwähnt habe,
 370 das ist gar nicht so aus der Luft gegriffen, mit dem Tracking im Food and Beverage Bereich. Wir haben
 371 uns überlegt bei Semperit, dass wir für unsere Produkte auch so ein Tracking machen wollen, bei ge-
 372 wissen Produkten gibt es dies noch nicht, es hat noch keiner. Beim Lebensmittelkonzern Hofer gibt es
 373 das und da gibt es schon Firmen die Standard Cloud Services anbieten, die diese Verfolgbarkeit möglich
 374 machen und der Schritt ist relativ nahe, ob ich jetzt eine Milchflasche verfolge, auf ihrem Weg von der
 375 Produktion, bis zum Endkunden, bis zum Einsatz und bis zum Wegwerfen, oder ein Industrie Produkt
 376 ist für den Use Case relativ egal. Das heißt ich kann hier auf Lösungen zurückgreifen, die es schon gibt.
 377 Für gewisse Industrieprodukte ist das eine Megainnovation, in anderen Bereichen ist es durchaus State
 378 of the Art.

- 379 AS: Was ich auch spannend fand: es gibt offensichtlich digitale Innovationsplattformen, die ein Screening von z.B. Startups für Unternehmen ermöglichen, sprich, dass man AI Tools nutzt, um weltweit die für sich „passenden“ Startups zu finden. Hast du damit Erfahrung?
- 382 WF: Nein, damit habe ich noch keine Erfahrung. Nicht als digitale Plattform, sondern das ist als Consulting gewesen. Das gibt es von der EU. Das EIT das European Institut of Technology und die haben einen speziellen Bereich, der sich mit digitalen Innovationen beschäftigt, der als Zielsetzung hat, Startups vor allem in digitalen, innovativen Bereichen in der Europäischen Union zu fördern. Mit denen habe ich zusammengearbeitet, exakt in diese Richtung gehend.
- 387 AS: Eine Frage, die mich beschäftigt, ist wie kommt man zu einem „Wert von Daten“? Wie bewertet man Daten oder wie kommt ein Preis zustande, wenn man jetzt beispielsweise Daten zukauf?
- 389 WF: Ja, das ist eine gute Frage und diese habe ich mir auch schon selbst gestellt. Bis jetzt habe ich keine konstruktive Antwort darauf. Mein Gefühl ist, dass das derzeit sehr oft passiert in einer Art von Target Pricing, dass man nicht berechnet, was sind die Daten wert, sondern was kann ich dafür bekommen. Also was ist jemand anderer bereit dafür auszugeben. Ich glaube, dass das ganz schwierig ist, den Wert der Daten zu bestimmen. Also ich hätte da noch kein gutes Modell gesehen, habe mich aber auch noch nicht so intensiv damit beschäftigt, weil das noch nicht, zumindest bei mir jetzt in der jetzigen Rolle, ein Thema ist bzw. wir uns darüber Gedanken machen, um wieviel wir die Daten verkaufen können, sondern wir sind gerade dabei, dass wir mal überhaupt die Möglichkeit haben zu den Daten zu kommen und sie zu nutzen. Ich glaube, das kommt ein bisschen auf den Use Case an. Gewisse Sachen sind klar berechenbar, wenn ich heute Daten zur Verfügung stellen kann, die den Ausschuss um 5% reduzieren in der Produktion, dann kann ich mir natürlich genau ausrechnen, was mir das in Euro bringt und kann damit Rückrechnen was die Daten wert sind, das ist das relativ einfach, in anderen Use Cases ist es schwierig. Wenn ich das Beispiel hernehme, das wir vorher besprochen haben, bzgl. Rückverfolgbarkeit eines Produkts, wenn ich den Kunden auf Knopfdruck zur Verfügung stellen kann, wenn er das Produkt scannt, dass er weiß, was ist das für eine Produktnummer, welches Teil ist das, wann ist eingebaut worden etc. Wieviel ist das jetzt wert? Schwierig. Also das ist schwierig abzugrenzen. Da geht es wieder nur in so ein Target Pricing und da kann ich höchstens versuchen zu sagen, ich verlang mal, bspw. 5€ und dann sehe ich kauft der Kunde das oder nicht.
- 407 AS: Gibt es aus deiner Sicht noch etwas, das du in Bezug auf DDI spannend findest das wir jetzt noch nicht besprochen haben?
- 409 WF: Über Data Collection bzw. Technologien haben wir ein bisschen weniger gesprochen, aber ich glaube das zum Beispiel Cloud Services eine Voraussetzung für Big Data und DDI ist, denn anders lässt sich das gar nicht umsetzen. Ein weiterer Punkt, den ich nicht direkt angesprochen habe, aber der in meiner Erfahrung auch zu diesem agilen dazu gehört ist, dass man relativ schnell ins Tun kommen muss, weg vom Reißbrett. Relativ schnell einmal beginnen, irgendwas zu machen, ein Ergebnis zu produzieren, dass man verprüfen kann mit einer Kundengruppe oder mit Mitarbeitern oder was auch immer das ist, ist eine ganz wichtige Geschichte. Auch ein wesentlicher Punkt. Den haben wir nicht angesprochen, aber das gehört zur Kultur, Kollaboration und Knowledge Sharing, also das ist ein ganz wesentlicher Faktor, um das in einer Organisation auch zu ermöglichen, dass man auch eine Kultur der Kollaboration und des Knowledge Sharing und damit auch des Knowledge Management aufbaut, das ist auch eine Basis, weil in all diesen Themenbereichen, in die wir hineinkommen und Big Data, AI und sonst noch was, ist es nicht mehr möglich, aus einer einzelnen Firma, aus einer einzelnen Person die Innovation zu bringen, das geht nur mehr in der Zusammenarbeit.
- 422 AS: Wie weit würdest du sagen ist eine Forderung, jetzt aus deiner Sicht und der Sicht des Innovationsstandorts Österreich, dass man mehr Zugang zu öffentlichen Daten erhält? Also Open Government Data wie es in nordischen Ländern oft schon gelebt wird?

425 WF: Ja, das sehe ich als notwendig. Das hat ein bisschen einen tief historischen Hintergrund. Die nor-
 426 dischen Länder waren da immer schon viel besser und diese Welle zu surfen auf der einen Seite, aber
 427 ich bin natürlich schon auch für Datensicherheit und Schutz der Privatsphäre, aber man muss halt den
 428 richtigen Weg finden, und das geht mit Anonymisierung und anderen Sachen auch. Das ist ein bisschen
 429 die Diskussion, die wir jetzt in Österreich haben, das Amtsgeheimnis gegenüber dem Daten Freiheits-
 430 gesetz, das gilt glaube ich für Big Data. Man muss einfach den Zugriff zu Daten ermöglichen, weil das
 431 sonst die Innovation bremst. Wir haben halt gerade in Zentraleuropa im deutschsprachigen Raum bisschen
 432 die historische Belastung, dass wir aus einer Erfahrung der Bespitzelung herauskommen und das ist halt
 433 noch sehr tief verankert, deswegen gehen wir sehr restriktive mit Daten um, und das bremst manchmal
 434 auch die Innovation. Aber es ist natürlich ein schmaler Grat, auf der einen Seite, durch den Zugriff auf
 435 Daten Innovationen voranzutreiben, auf der anderen Seite aber, wie gesagt, nicht persönliche Daten zu
 436 verletzen oder sie fälschlich einzusetzen, die Regelung ist nicht einfach.

437 AS: Ja, absolut nicht leicht.

438 WF: Wobei bei den direkten Daten geht es ja noch, es wird dann um so schwieriger, wenn ich mit Daten
 439 dann künstliche Intelligenzen anlernen und die dann, als konkretes Beispiel, wenn eine künstliche In-
 440 telligenz, so wie es heute in den in den Netzen mit dem ChatGPT Hype gekommen ist, wo die künstliche
 441 Intelligenz ein Bild malt, und wurde mit Bildern von Picasso, Monet usw. trainiert, wem gehört jetzt
 442 das Bild und wem gehört das Wissen dahinter. Das wird immer schwieriger. Es ist schwer, manchmal
 443 ist es den Menschen nicht bewusst was mit Daten, die sie freiwillig zur Verfügung stellen, gemacht
 444 wird. Also das ist so ein Ding zwischen Aufklärung und Regelung. Regelung alleine bringt es auch
 445 nicht, weil heute haben wir, wenn wir auf die Webseite gehen, ein Pop Up über Cookies, wo 7 Seiten
 446 AGB dahinterstehen. Es ist alles geregelt und alles irgendwo in niedergeschrieben, aber es liest keiner.
 447 Also das bringt dann auch nichts mehr.

448 AS: Vielen Dank für deine Zeit. Es war sehr spannend!

449 WF: Sehr gerne, wir haben sicher 15 Sachen vergessen aber ist egal. Das ist immer so.

Interview Aleksandra (Aleks) Petkov-Georgieva (AP)
Organizational Innovation, Raiffeisen Bank International AG
Online Interview, 12.07.2023 (in German language)

451 AS: Liebe Aleks, darf ich dich bitten, dass du dich kurz vorstellst?

452 AP: Mein Name ist Aleks Petkov, ich arbeite in der Raiffeisen Bank International in einem Team, das
 453 sich auf einer systematischen Ebene dem Thema Innovation widmet. Wir stellen uns die Frage, was ist
 454 alles notwendig, damit wir systematisch Innovationen in unserem Unternehmen machen zu können. Ich
 455 bin seit 5 Jahren in der Raiffeisen Bank International, war immer im Innovationsbereich mit unter-
 456 schiedlichen Aufgaben bzw. Rollen betraut. Seit 2 Jahren kümmere ich mich um unser sogenanntes
 457 Ecosystem, also eine Art Innovation Capability aufzubauen. Es ist superspannend, aber ist auch gleich-
 458 zeitig eine richtig große Herausforderung.

459 AS: Was würdest du, um in das Thema DDI einzusteigen, sagen, welche Rolle spielt aktuell Big Data
 460 oder eben Data-driven Innovation aktuell in eurem Innovationsökosystem?

461 AP: Ich glaube es ist zu unterscheiden von welchen Arten von Innovation man spricht. Also wenn wir
 462 zum Beispiel unterscheiden zwischen Explore- und Exploit-Innovation. Exploit-Innovation kümmert
 463 sich um existierende Business Modelle, existierende Produkte, existierende Kundengruppen und dann
 464 haben wir Explore, wo es um neue Businessmodelle, neue Lösungen und auch um neue Kundengruppen

geht und Big Data spielt im ersteren eine größere Rolle als im Zweiteren. Um ehrlich zu sein, es ist nicht so, dass wir nicht im Zweiteren auch mit diesen Dingen ein bisschen herumexperimentieren, aber das ist ganz früh in den Kinderschuhen und das ist eher auf einer Experimentierbasis, als dass wir sagen das ist schon systematischer Teil unseres Innovationsprozesses. Lass mich mal vielleicht auf das Exploit näher eingehen. Unsere Customer Experience Abteilung bzw. unser Unternehmen hat das Ziel bis 2025 die „most recommended Financial Services Group“ zu werden und wir messen das mit unserem Net Promoter Score (NPS). Was die KollegInnen in CX tun ist, dass sie die Customer Experience messen, wie sie schwankt, also ob sie besser, schlechter wird, wie sie auch im Gegensatz zu den Mitbewerbern sich entwickelt und sie versuchen „Pain Points“ durch diese Daten herauszufinden, das heißt, sie können dann zum Beispiel sehen bzw. an Patterns erkennen, es geht bis runter in die Filiale der Bank, dass in dieser Filiale zu einer gewissen Uhrzeit etwas passieren muss da der NPS hier nach unten geht. Wir haben auch in der Filiale Abstimmungsterminals, wo man instant sagen kann, das war super Service, schlechtes Service und so weiter. Man kann tatsächlich dann diese Pain Points identifizieren und Maßnahmen ergreifen. Das ist reine Exploit-Innovation, da geht es um Gewinnmaximierung, Optimierung, aber da geht es nicht darum, neue Revenues zu generieren. Das ist auch eine Omnichannel-Betrachtung, das heißt es geht von der Filiale bis zur digitalen Experience. Das wird bis auf die Business Line Ebene heruntergebrochen und gleichzeitig macht auch das Customer Experience Team Service Design Trainings, das heißt sie enablen die Mitarbeiter selbst diese Pain Points mehr oder weniger für die Kunden mit kundenzentrierten Methoden zu lösen.

AS: Du sprichst hier davon, wie Daten eingesetzt werden für Verbesserungen im Kundenservice. Inwieweit würdest du sagen, sind auch Produkte und Angebote hier im Fokus?

AP: Produkte weniger, mehr Features. Zum Beispiel, wir vergleichen wie unsere App performt und plötzlich sinkt der NPS, weil unser Mitbewerber ein neues Feature rausgebracht hat, das wir jetzt nicht haben und dann müssen wir mitmachen. Also auf dem Exploit-Level sind wir nicht auf Produktebene. Wie gesagt, das wäre schon für uns Explore, neue Produkte oder an neue Kundengruppen herantreten, da sind wir, sag ich mal ein bisschen noch in den Kinderschuhen. Wir versuchen es schon innerhalb gewisser „Jobs to be done“, die wir uns gesetzt haben, dann zu sagen, ok, das funktioniert überhaupt nicht, vielleicht muss man das Ganze überdenken und es reicht nicht nur eine inkrementelle Veränderung, aber das ist eher abhängig davon, wer der Line Manager ist und wie er das sieht und was auch seine Überzeugung und Meinung ist. Also ich würde das nicht als systematische Herangehensweise bezeichnen, sondern eher ad-hoc. Solche Dinge landen manchmal bei uns auf dem Tisch, wo wir dann sagen, das ist eine Explore Innovation und da führen wir hier auch den Prozess, das machen dann nicht mehr die Mitarbeiter, sondern das machen wir und gewisse explizite Teams, die sich mit dem ganzen Thema Neuproduktentwicklung auseinandersetzen. Aber es ist jetzt nicht so, dass wir sagen wir nutzen diese Daten, um wirklich neue Innovationsfelder zu suchen, wir würden auch noch nicht genau wissen, wie es geht. Die Frage, die ich mir stelle, ist, wie funktioniert das genau die Daten zu analysieren, was sind die Kundenprobleme bzw. dann die Lösung.

AS: Es wird immer Hypothesen brauchen, die es dann durch Big Data zu untermauern gilt oder eben auch nicht. Manchmal geht es auch um Trendanalysen und eine Idee zu bekommen was „the next big thing“ sein könnte.

AP: Durch die ganzen Finanztransaktionen haben wir sehr viele Daten. Wir haben ja nicht nur Vertragsdaten über unsere Kunden, wie alt sie sind und so weiter, sondern wie wir können ja tatsächlich ähnlich wie Amazon wissen, wie sie genau Leben und jede Bank, sagt immer, unsere Daten sind Gold und wir sitzen auf einem Berg auf Gold. Wir wissen nur noch nicht, wie wir es nutzen sollen. Ich bin der Meinung, ja, das stimmt schon, man könnte sicherlich vieles machen, aber die Frage, die sich stellt, ist welche Methodologie steckt dahinter, wie kommt man auf diese Hypothesen, wie du gesagt hast? Also das ist ein spannendes Thema auch für uns. Wir haben jetzt versucht, mit Daten Value Added Services zu generieren. Geld ist nie das Ziel, sondern ein Mittel. Wir schauen uns an, was haben unsere Kunden

513 mit dem Geld gemacht. Gehen diese zu einem gewissen, bestimmten Unternehmen, können wir viel-
 514 leicht mit diesem Unternehmen eine Partnerschaft machen und mehr oder weniger zu unseren Finanz-
 515 produkten noch zusätzliche Services anbieten, die wir vergüten können. Ein Beispiel wäre: Wir machen
 516 eine Kooperation mit dem Portal Willhaben zum Thema Wohnungsfindung, ist ein Value für den End-
 517 kunden, also für den Konsumenten, für uns ist es B2B2C. Big Data verwende wir, im klassischen Sinne,
 518 nicht wirklich für Trend Research, weil wir auch viel mit Consultants zusammenarbeiten, die arbeiten
 519 dann wahrscheinlich mit Big Data.

520 AS: Nochmal zurückzukommen auf den großen Datenschatz, den eine Bank hat. Wie bist du aus einer
 521 Innovationssicht bezüglich Daten, Data Management und wie die Daten zur Verfügung gestellt werden
 522 sollten involviert?

523 AP: Man muss das ein bisschen unterscheiden, wir sind hier eine Holding Organisationen und haben 13
 524 verschiedene Netzwerkbanken und haben auch ein Corporate Advanced Analytics Team, mit zirka 30
 525 Leuten, die schauen sich zum Beispiel Use Cases für das Risiko Management an, wie können wir unser
 526 Risiko besser abschätzen um dann auch bessere Preise, zum Beispiel, für den Kunden zur Verfügung
 527 stellen. Oder auch besser Kunden ablehnen zu können die sehr risikobehaftet sind. Dieses Team küm-
 528 mert sich dann auch um die Schwierigkeiten hinsichtlich Harmonisierung, gibt es Standards pro einzel-
 529 ner Netzwerkbank wie diese Daten gefüttert werden, ist das Real Time oder nicht. Das ist eher deren
 530 Metier. Meine Hypothese warum die meisten Banken es bisher nicht geschafft haben großes Geld dar-
 531 aus zu machen ist, da die Daten oft vollkommen unverknüpft sind und nicht harmonisiert und wir kön-
 532 nen de facto nicht wirklich richtige Dinge daraus ableiten. Wenn man darin einen Use Case sehen würde,
 533 dann könnte man ja Enrichment mit anderen Sources machen. Ich glaub wir sind noch immer ganz am
 534 Anfang, eigentlich mit unseren Erfahrungen umzugehen. Ich glaube, DDI wird in 4 Jahren ganz anders
 535 aussehen und wir sind momentan, glaube ich, noch nicht technologisch im Stande, all diese Daten so
 536 zu sammeln und so zu generieren, dass wir wirklich nützliche Einblicke erhalten. Die ganzen ChatGPTs
 537 dieser Welt, werden das vielleicht über den Haufen schmeißen und ein bisschen verändern, aber mo-
 538 mentan glaube ich, ist das für uns als Bank totale Kinderschuhe und wir wissen noch gar nicht wie wir
 539 genau damit umgehen können. Ich spüre das auch mit sehr vielen anderen Kollegen in Europa. Amerika
 540 ist ein bisschen was Anderes.

541 AS: Wenn man Daten aufbereitet, vielleicht sogar zukaufte, analysiert und dabei noch nicht weiß, was
 542 man eigentlich damit machen kann, wie rechtfertigt man solche Investments? Gab es solche Fälle?

543 AP: Sicher nicht auf großem Niveau. Also ich glaub das passiert vielleicht in gewissen Ecken oder in
 544 kleinen Trenches und Pockets in der Organisation. Ich würde mich auch wundern, wenn unser Advan-
 545 ced Analytics Tribe das auch nicht teilweise schon macht, um gewisse Sachen auszuprobieren und um
 546 auch zu sehen, wie weit wir mit gewissen Daten sind, aber es ist sicherlich nicht in der Masse.

547 AS: Wie geht ihr mit der rechtlichen Unsicherheit um – die Gesetzgebung hinkt was AI betrifft ja hin-
 548 terher bzw. ist der Artificial Intelligence Act auf EU-Ebene noch in Arbeit ...

549 AP: Banking ist ein Highly-regulated Environment, das heißt, wir haben keine Angst, wenn neue Rah-
 550 menbedingungen kommen. Das ist bei uns auch Daily Business. Sobald es mehr Klarheit gibt, gibt es
 551 halt in der Regel auch weniger Opportunities. Bei GDPR, zum Beispiel, da können wir nach wie vor
 552 viel machen, indem wir Daten anonymisieren, wir brauchen die gar nicht auf individueller Ebene, viel-
 553 leicht für Next Best Offers, aber grundsätzlich, für Pattern Recognition, braucht man gar nicht die per-
 554 sönlichen Daten, dann nimmt man nur ein paar demographische Dinge raus und dann funktioniert das
 555 schon. Was die Regulierung angeht, glaube ich, da wird viel kommen aber wir können nicht auf den
 556 darauf warten, bspw. wenn es darum geht, wie kann ich ChatGPT verwenden. Notfalls müssen wir bei
 557 neuen Richtlinien anpassen oder auch wieder abdrehen, aber wir sind jetzt schon sehr opportunistisch

- 558 unterwegs. Also ich verwende es zum Beispiel tagtäglich mittlerweile. Es gibt von uns schon eine Richt-
 559 linie für ChatGPT und andere Chatbots, wie wir sie nutzen dürfen. Zum Beispiel darf man keine sensi-
 560 tiven Daten und keine Kundendaten eingeben.
- 561 AS: Gibt es aus deiner Sicht Forderungen an die Politik oder auch eben rechtlicher Natur, wo du sagst,
 562 das wäre eigentlich wichtig oder gut, wenn man das hätte? Vor allem in Richtung Innovation und auch
 563 Open Government Data gedacht?
- 564 AP: Noch nicht daran gedacht, um ehrlich zu sein. Wir müssen da einen Weg des Ermöglichens gehen
 565 und nicht einen Weg des Stoppens, weil ich glaube diese Dinge sind nicht mehr aufhaltbar. Ich glaub
 566 da hat teilweise Europa viel aufzuholen, in manchen Dingen sind sie Vorreiter wie GDPR und in anderen
 567 Dingen sind sie halt auch Nachzügler, weil einfach die erste Antwort „Nein“ ist. Und dann haben wir
 568 einen wirtschaftlichen Nachteil, wenn es um Innovationen geht. [...] Das was wir als Bank jetzt teils
 569 auch machen ist, dass wir Services rund um Datenschutz selbst bauen. Also das der Kunde zum Beispiel
 570 in Kontrolle seiner eigenen Daten ist, durch eine gewisse Value Proposition, die wir zur Verfügung
 571 stellen. Das ist nicht Big Data, sondern da geht es um individuelle Freigabe von Datensätzen, kann aber
 572 auch für Big Data natürlich eine Rolle spielen.
- 573 AS: Die Frage, die sich stellt, ist auch, was sind Daten eigentlich wert. Welchen monetären Wert hat
 574 der persönliche Datensatz, bzw. wenn man Daten zukaufte, wieviel ist man bereit dafür zu zahlen?
- 575 AP: Und was hat man davon? Bei Google hat man den Marktplatz, da ist es ganz klar was der User wert
 576 ist, in Abhängigkeit welche Cookies er mitbringt. Dort kann man es monetarisieren. Aber sonst ist es
 577 noch die Frage.
- 578 AS: Welche Corporate Culture oder auch organisatorische Rahmenbedingungen braucht es aus deiner
 579 Sicht für Data Driven Innovation?
- 580 AP: Ich glaube es ist von Industrie zu Industrie unterschiedlich. Das Allerwichtigste ist, dass die Mitar-
 581 beiter, weil wir auch so zahlengetrieben sind, den Schritt Richtung datenbasiertes Handeln gehen. Bei
 582 uns im (Innovations-)Team ist egal welche Art von Innovationen wir machen, wir kommen gleich mit
 583 den Daten heraus. Also ich glaub wir haben intrinsisch schon eine Motivation unserer eigenen Daten zu
 584 nutzen. Ich glaube, dieses Experimentieren und Dinge ausprobieren, aber das ist ein generelles kultu-
 585 relles Innovationsthema, trauen sich viele einfach nicht, weil alles ist so busy mit dem Daily Doing
 586 und dem Daily Business, dass sie teilweise natürlich auch keine Zeit haben, um jetzt zum Beispiel mal
 587 einen Nachmittag damit zu verbringen, Daten rauszunehmen und zu schauen, was kommt da raus. Das
 588 passiert sicher zu wenig und ich glaub das könnten wir schon auch kulturell mehr fördern und dass es
 589 notwendig wäre, auch Zeit freizumachen, damit man experimentieren kann.
- 590 AS: Habt ihr einen Innovationsprozess? Bzw. Open Innovation Initiativen?
- 591 AP: Ja. Wir haben auch eine Historie mit Entrepreneurship Programmen und wir machen Start Up Ac-
 592 celerator Programme. Aber das ist schwer steuerbar, das ist das Problem, wie stellt man sicher, dass das
 593 strategisch relevant ist. Wenn du das mit internen Mitarbeitern machst, die auch an der Quelle der gan-
 594 zen Informationen sitzen und Zeit dafür erhalten, um Innovation zu treiben, dann hat das viel mehr
 595 Chancen auf Erfolg, als wenn jemand der an der Seitenlinie steht Idee reinwirft. Das ist jetzt ein bisschen
 596 überspitzt formuliert. Aber es ist halt eine Sache, eine Idee zu haben und eine andere Sache es umzu-
 597 setzen.
- 598 AS: Was ich auch spannend finde, ist der Weg, den man hinsichtlich Innovationsstrategien gegangen
 599 ist: bis vor wenigen Jahren wurde die Innovationsstrategie im elitären Vorstandsrahmen und mit Con-
 600 sultants festgelegt, dann kam Open Innovation und vielleicht jetzt Data-driven Innovation...?

- 601 AP: Es muss bottom-up und top-down sein, das muss von beiden Seiten gehen. Wenn es nur bottom-up
602 ist, dann kann passieren, dass nach 2 Jahren die Frage kommt, „Warum machen wir das überhaupt?“
603 und wenn es nur top-down ist, dann kommt die Frage, „Warum braucht das der Kunde?“ da der Vorstand
604 schon lange nicht mehr mit dem Kunden gesprochen hat.
- 605 AS: Ich frage mich gibt es mit DDI auch etwas „dazwischen“ bzw. „Neutrales“, nämlich dass die Daten
606 uns die Antwort geben, wie die Innovationsstrategie aussehen sollte.
- 607 AP: Ich glaube es ist ein „und“. Es muss von allen etwas dabei sein. Das ist noch ein zusätzlicher Infor-
608 mationsfluss. Aber am Ende des Tages, als „customer-centric Freak“, ist die beste Source von Innova-
609 tion noch immer der Kunde selbst. Aber wenn mir die Daten helfen können, den richtigen Kunden oder
610 Lead User zu finden dann super! Aber ich glaub nicht, dass es den Innovationsprozess 100% ersetzen
611 wird können. Am Ende des Tages ist Innovation auch ein klein bisschen Kunst.
- 612 AS: Aus Daten kann man viel über Kundenpräferenzen rauslesen, aber man kommt immer an den Punkt,
613 wo man analysiert, was es ja schon gibt und auch „predictive“ braucht eine auf Basis dessen, was es
614 schon gibt analysiert und nicht das was noch geben könnte.
- 615 AP: Das ist auch eine Geschichte, die wir in meinem Freundeskreis besprechen. Kann eine Maschine
616 oder kann AI einen Menschen ersetzen? Und ich sage man kann bestehende Daten nehmen und neu
617 zusammentun und da kann auch gewisse Innovation herauskommen aber das tatsächlich Neue, das voll-
618 kommen Neue, woran noch keiner gedacht hat, da glaube ich, dass kann eine Maschine nicht.
- 619 AS: Wie weit ist Data Literacy, oder eben auch das Verständnis wie die AI funktioniert und worauf man
620 eigentlich achten muss für die Raiffeisenbank ein Thema?
- 621 AP: Die IT-Abteilung zum Beispiel, hat einen eigenen ChatGPT Hackathon gemacht, die verstehen die
622 Technologie auf einer vollkommen anderen Art und Weise als es zum Beispiel das Business tut oder
623 auch muss. Es gab auch richtig große Events, wo erklärt wurde, was ist denn ChatGPT, was ist Maschine
624 learning, was ist Deep Learning, wo sind die Unterschiede. Also ich glaube es wird viel daran gearbeitet,
625 wir haben auch zum Beispiel Free Trainings, die du bei uns machen kannst. Zum Thema Data Literacy
626 und jetzt auch das ganze Machine Learning und Deep Learning. Das heißt, wenn man will, kann man
627 sich damit auseinandersetzen. Aber es ist auch eine Frage von Zeit, man muss den Mitarbeitern diese
628 Zeit auch einräumen, um Transformation zu ermöglichen. Aktuell ist es mehr das Zurverfügungstellen
629 aber kein systematischer Ansatz.
- 630 AS: Vielen Dank für das spannende Interview.
- 631 AP: Sehr gerne. Ich wünsche dir noch viel Erfolg.

*Interview Mihaela Frenzel (MF)
Account Manager Health Care, T-Systems
Online Interview, 15.07.2023 (in German language)*

- 633 AS: Darf dich bitten, dich und deine Position kurz vorzustellen und was deine ersten Gedanken zum
634 Thema Data-driven Innovation waren.
- 635 MF: Also Mihaela Frenzel ist mein Name. Ich bin momentan im Account Management für Health Care
636 tätig, bei T-Systems, bin Medizin Informatikerin und habe Produktentwicklungsteams geleitet und Pro-
637 jektconsulting gemacht, das heißt, das was wir entwickelt haben, habe ich in Projekten bei Kunden dann
638 auch umgesetzt. Das heißt, es gibt Software, die „aus meinem Hirn kommt“ und momentan auch im
639 Gesundheitssektor im Einsatz ist. Aus meiner Account Management Rolle führe ich viele Gespräche
640 mit CIOs, CTOs und CISOs und hab dementsprechend einen ganz guten Einblick, wie die Veränderung

641 stattgefunden hat zu Data-driven Innovation, welche Vorbehalte es da gegeben hat bisher und wie ein-
 642 fach jetzt ein Wandel stattfindet. Data-driven Innovation ist für mich eigentlich alles an Innovationen,
 643 was momentan am Laufen ist. Also die Daten sind jede Basis für KI-Projekte, für Analysen, die ich
 644 über Forschungsdaten mache. Das fällt alles für mich unter Data-driven Innovation. Grundsätzlich, mein
 645 Eindruck ist, dass man sich früher im Gesundheitsbereich viel schwerer mit diesen Themen getan hat,
 646 weil du natürlich mit streng datengeschützten Daten zu tun hast. Wenn du versuchst Daten zu sammeln,
 647 kommst du an die Grenzen von leistbarer Hardware und Cloud oder Ähnliches. Das war dann oft rasch
 648 abgeklärt und kein Thema. Also das war der Stand vor ca. 10 Jahren, würde ich sagen. Da hast du kein
 649 vernünftiges Gespräch führen können in der Gesundheitsbranche, was neue Technologien betrifft, die
 650 Data-driven Innovation voranbringen. Das hat sich, es kann auch mit meiner Karenz zu tun haben, ir-
 651 gendwie schlagartig, als ich zurückgekommen bin nach Corona, verändert. Die IT-Leiter und auch die
 652 Krankenhausträger und in der Reha, also überall im Gesundheitsbereich, stellen sich nicht mehr die
 653 Frage, verwende ich Daten, speichere ich sie in einer Cloud, damit sie besser für mich zugänglich sind
 654 oder in Data Spaces, wo wir dann vielleicht doch noch näher darauf eingehen können, sondern nur wie
 655 mache ich es und wie verschlüssele ich es. Es ist klar, es gibt gesetzliche Gegebenheiten, aber die sehe
 656 ich momentan nicht mehr als Hindernis. Also ich habe letzts ein Gespräch geführt mit einem CIO,
 657 der gesagt hat, wir kommen nicht mehr herum. Wenn ich heute eine Software kaufe, dann läuft die aus
 658 der Cloud heraus und ich gebe Daten frei und weiß gar nicht wohin die gehen. Das heißt, ich stelle mich
 659 lieber jetzt hin, proaktiv und entscheide wo und wie ich mit meinen Daten hantieren, wie ich mit Ihnen
 660 arbeiten will und welche Guidelines gebe ich vor für jeden Anbieter, anstatt, dass ich mich dem unter-
 661 gebe, was irgendeine Softwarehersteller dann sagt. Für mich also ist die Grundlage für Data-driven
 662 Innovation die Zugänglichkeit von Daten und dann kommt man halt wirklich einmal das Gespräch
 663 Cloud basiertes zu machen, im Data Space, ganz neuer Trend, das sind ja keine Data Warehouses oder
 664 Data Lakes, sondern was Besseres. Ich weiß nicht ob die Begriffe alle im Detail zu unterscheiden sind.

665 AS: Ich finde es sehr spannend. Mir sagt Datawarehouse noch was, Data Lake ein bisschen, aber mit
 666 Data Spaces habe ich mich noch nicht auseinandergesetzt.

667 MF: Bei Data Spaces geht es im Wesentlichen darum, dass die Daten nicht mehr, wie für Warehouses
 668 oder Lakes aggregiert oder zusammengefasst werden, unabhängig von Struktur oder nicht Struktur. Die
 669 Daten bleiben bei dem, der sie hat, aber über Konnektoren und Zertifikate gewährt man einen Austausch
 670 und da gibt es ein ganz gutes und cooles Projekt: Ein simples Beispiel ist die öffentlichen Verkehrsmit-
 671 tel, die unterschiedlichen Anbieter von E-Scooter, Zug und Flugzeug, zusammen unter eine App oder
 672 unter einen Hut zu bringen. Die Ansätze gibt es schon immer, ja und gibt es auch teilweise lokale Apps
 673 und Ähnliches. Nur diese Data Space erleichtern es jetzt, weil sie sagen, jeder, also die Wiener Linien,
 674 behalten ihre Daten, die ÖBB behalten ihre Daten und die Scooter Anbieter sowieso und es gibt halt
 675 nur eben diese Zertifikate und Konnektoren, über die man den Austausch gewährt.

676 AS: Das heißt für Data-driven Innovation war aus deiner Sicht jetzt vor allem der technologische und
 677 IT-Fortschritt nötig?

678 MF: Ich glaub gerade im Gesundheitsbereich ist der Leidensdruck in den letzten Jahren extrem gestie-
 679 gen. Natürlich auf der einen Seite, Corona als Auslöser, die PatientInnen sind inzwischen auch gewöhn-
 680 ter, bestimmte Dinge zu machen wie kein Rezept mehr abholen müssen oder Ähnliches. Das heißt, diese
 681 ganzen Bedenken hinsichtlich, die PatientInnen werden es nicht akzeptieren sind hinfällig. Denn die
 682 fordern es inzwischen ein und auf der anderen Seite hast du natürlich den Druck mit den Personalres-
 683 sourcen, die nicht besser werden und eigentlich schlagartig noch knapper werden. Und das ist irgendwie
 684 alles zusammenkommen und gleichzeitig hat man aber weiterhin den Druck, nicht nur Projekte zu ma-
 685 chen, die gesundheitsfördernd oder gesundheitserhaltend sind, sondern die relativ rasch auch in Geld
 686 umzuwandeln oder Geld zu sparen im Gesundheitssystem. Das sind so die Faktoren. Vereinzelt hat es
 687 sie immer schon gegeben, aber die sind halt gerade jetzt in der letzten Zeit einfach so aus dem Ruder
 688 gelaufen, dass in Kombination mit der schon vorhandenen Akzeptanz seitens Patientinnen und Patienten

- 689 der momentan weniger Leidensdruck hat, das anzugehen und dann auf Schiene zu bringen. Das ist so
 690 mein Eindruck. Da ist einfach momentan viel passiert und zusammenkommen.
- 691 AS: Wie darf ich das mir im Alltag so vorstellen? Ist es in der Regel so, dass Kunden auf euch zu gehen
 692 und sagen, wir brauchen da eine Lösung, wir haben die und die Voraussetzungen und würden da gerne
 693 effizienter werden, besser werden, was Neues machen oder ist es eher so, dass seitens T-Systems ihr
 694 Produkte/Lösungen macht und die dann den Kunden verkauft. Wieviel Personalisierung ist dahinter?
- 695 MF: Beides ist der Fall. Also deswegen gibt bei uns unterschiedliche Rollen. Vor meiner jetzigen Rolle
 696 als Account Manager hatte ich die Fachvertriebsrolle, das heißt ich gehe mit genau einer Lösung zum
 697 Kunden und versuche klarzustellen, warum das die beste Lösung für den Kunden ist. Es gibt in jedem
 698 Fachbereich in T- Systems, ist das jetzt ein dediziertes Produkt oder eine Technologie wie in der Cloud
 699 oder Security oder Ähnliches gibt es wie jedes Service, relativ kleinteilig einzelne Fachvertriebler, die
 700 dann halt wirklich hinausgehen in den Markt und die Dinge zum Kunden tragen. In meine jetzige Rolle,
 701 und das finde ich so spannend dran ist, ich arbeite direkt mit dem Kunden und versuche möglichst nur
 702 das anzubieten, was er wirklich braucht. Das heißt, ich habe im Hinterkopf unser gesamtes Portfolio,
 703 möglichst alle laufenden Projekte, die mir irgendwie unterkommen und die versuche ich den Kunden
 704 aufzuzeigen beziehungsweise im Rahmen dessen, was er mir erzählt, welche Projekte gemacht werden
 705 entsprechende Lösungen oder Lösungsvorschläge zu bieten, wie wir das machen könnten. Wobei gerade
 706 die T-Systems in vielen Bereichen, nicht nur eigene Produkte anbietet kann, sondern eben auch markt-
 707 übergreifend. Bei Security sind wir gut aufgestellt, da gehen wir mit den eigenen Leistungen, bei dedi-
 708 zierter Applikationssoftware auch, aber bei der Cloud, da haben wir alle großen Hyperscaler mit, mit
 709 denen wir zusammenarbeiten, da gibt es dann innerhalb von konzerneigenen Powerhouses, das heißt,
 710 das sind dedizierte T-Systems Mitarbeiter, die sich nur mit Google Themen auseinandersetzen und eng
 711 mit Google zusammenarbeiten beispielsweise. Und das Gleiche gibt es bei Amazon und ich gehe halt
 712 auch immer zum Kunden raus und sage wir sind halt klar Cloud-agnostisch. Also ich kann mit Ihnen
 713 den Weg gehen, wir schauen uns ihre Applikationslandschaft an und entscheiden, das lassen wir lieber
 714 „on premise“, also das lassen wir auf ihrem Rechenzentrum, das könnte sich auszahlen, da kann man
 715 mal probieren, das in die Google Cloud zu shiften, weil da haben wir relativ coole KI Tools und Big
 716 Data Möglichkeiten auf Google Seite dann bei AWS sag ich, da ist die ist eine spezielle Verschlüsse-
 717 lung, da kann man den Schlüssel nämlich auch in Betreiber-Hände geben, das heißt das ist dann genau
 718 dieses Thema es geht nicht mehr darum die Daten in die Cloud legen zu dürfen, sondern wie sie ver-
 719 schlüsselt sind und bei AWS hat man das Special, dass man den Schlüssel auch in die Hände von einem
 720 Trusted Partner legt der im Fall wir sein könnten und so geht es weiter mit Microsoft Cloud, mit unseren
 721 eigenen Private und Public Clouds. Da versuchen wir dann zu evaluieren, was der Kunde braucht.
- 722 AS: Hast du vielleicht so ein, zwei Beispiele, die du teilen könntest zu Data-driven Innovation bei denen
 723 du sagst, das ist aus deiner Sicht Best Practice?
- 724 MF: Ein schönes Beispiel wäre das mit den öffentlichen Verkehrsmitteln und Data Space, weil ich dann
 725 natürlich auch all meine Bonuskarten und ähnliches auch von jedem Anbieter hinterlegen kann und
 726 dann sagen kann, ich möchte jetzt die günstigste Route fahren und auf Grund meiner Bonuscards, die
 727 ich von unterschiedlichen Anbietern hinterlegt habe, wird mir dann die günstigste Route herausgesucht.
 728 Das finde ich ein wirklich sehr schönes Beispiel. Ein weiteres Beispiel war ein Projekt, ich glaube mit
 729 Google in Frankreich, wo Luftbilder gescannt worden sind, und es wurde analysiert welche Pools nicht
 730 registriert waren, wo dann der Staat einiges an Steuern zusätzlich einheben hat können. Weil der An-
 731 bieter gesagt hat, da sind so und so viele Pools, die nicht registriert sind und die muss man nachlizen-
 732 zieren oder nachregistrieren. Dann gibt es Bilderkennung mit Machine Learning in öffentlichen Ver-
 733 kehrsmitteln, wo man halt erkennt wie viele Passagiere zusteigen. Im Health Bereich haben wir eine
 734 mobile App für das Gesundheitspersonal für Wunddokumentation. Das heißt, sie haben ein Tablet in
 735 der Hand und machen ein Foto von der Wunde und die Wundränder automatisch werden vermessen

- 736 und das ist halt etwas was man eigentlich vorher alles mit der Hand gemacht hat und allein die Erken-
 737 nung von so einer komplexen Wunde, wo sind die Wundränder etc., die basiert auf künstlicher Intelli-
 738 genz und ganz vielen Daten im Hintergrund. Dann haben wir die Sepsis-Erkennung, auch ein großes
 739 Projekt. Wobei da weiß ich leider keine Details dazu – nur, dass es gemacht wurde.
- 740 AS: Das sind spannenden Themen und Projekte. Das was ich mich in Hinblick auf diese Beispiele nun
 741 gefragt habe ist: Inwiefern beschäftigt dich das Thema „Ethics“, also ethische Grundsätze in Bezug auf
 742 AI? Wie geht man mit möglichen Data Bias um?
- 743 MF: Das ist ein ganz großes Thema. Da war ich kürzlich auf einem Advisory Board mit Gesundheits-
 744 expertin und Experten. Da fällt mir ein Beispiel gleich dazu ein, es nicht von uns aber wurde in Advisory
 745 Board genannt. Die Mülltrennung und Müllerkennung im Spital mithilfe von künstlicher Intelligenz.
 746 Das gab es früher auch schon aber jetzt viel genauer und besser mit künstlicher Intelligenz im Hinter-
 747 grund, die halt dann auch lokal von Anbietern in Österreich entwickelt wird und nicht in Amerika. Das
 748 sind jetzt nicht nur mehr IT-Themen, sondern es geht auch in Richtung Ethik. Und auch ins Recht
 749 hinein. Weil wenn ich über die App, dafür gibt es auch das Medizinproduktegesetz, Diagnostik und
 750 dedizierte Maßnahmen am Patienten definiere, dann stellt sich halt auch immer die Frage der Haftbar-
 751 keit oder der Verantwortung. Ich habe dann in diesem Advisory Board gesagt, Verantwortung ist für
 752 mich grundsätzlich immer etwas Menschliches, also das ist jetzt nichts was Maschinen haben.
- 753 AS: Der Artificial Intelligence Act beschäftigt sich ja auch mit derartigen Fragen, ist aber noch in Be-
 754 gutachtung und Ausverhandlung.
- 755 MF: Genau und da gibt es ja dann auch so Ausprägungen, habe ich mitbekommen, die dann so weit
 756 einschränkend sind, dass man dann künstliche Intelligenz erst recht nicht nutzen kann. Das ist die eine
 757 Fragestellung, die andere Fragestellung ist klar, künstliche Intelligenz könnte vorhersagen, z.B. zu wel-
 758 chen Krankheiten neige ich und in den falschen Händen, wie etwa von Versicherungen, kann das natür-
 759 lich enormen Schaden anrichten. Vor allem weil es mit einem dedizierten Bild nur arbeitet, nämlich mit
 760 den Daten, die es hat. Auf der anderen Seite hat man halt auch Afrika und Länder, die datenschutztech-
 761 nisch nicht so streng sind. Wo sich dann die Frage stellt, ob die dann in naher Zukunft deutlich digita-
 762 lisierter unterwegs sind als wir aufgrund dieser Tatsache. Das sind alles Fragestellungen, die hat man.
 763 Bei T-Systems versucht man mit konkreten Lösungen dort ein bisschen hinzusteuern, wo man sagt man
 764 nutzt eine Hyperscaler Technologie von Google, zum Beispiel und versucht sie in Trusted Partner
 765 Hände so auszuprägen, dass die europäischen gesetzlichen Vorgaben trotzdem erfüllt sind. Das läuft
 766 dann unterm dem Stichwort Souveränität. Das sind konkrete Lösungen, die nun nach und nach kommen.
 767 Aber das Thema ist wirklich sehr groß und beschäftigt eigentlich jeden. Ich sehe das wie die Gesund-
 768 heitsanbieter im Sinne von Cloud. Ich komme eh nicht drum rum, das sieht man schon und ich glaube
 769 auch, das wird nur mehr ein bis zwei Jahre dauern, dass man de facto nicht um künstliche Intelligenz
 770 oder Quanten Computing rumkommt. Das heißt, es aufzuschieben und nicht darüber zu reden und sich
 771 nicht die Lösungen zu überlegen, die alle Probleme lösen könnten, in Richtung Ethik und Co. wäre
 772 eigentlich fatal, weil es uns sonst überholen wird.
- 773 AS: Wie schätzt du generell die „Reife“ von Industrien hinsichtlich Data-driven Innovation ein?
- 774 MF: Ich würde sagen, da ist die Bandbreite riesig, die ich jetzt bei uns im Konzern feststelle. Auf der
 775 einen Seite hat man den Automotive Bereich zum Beispiel, da spielt man schon mit Metaverse und ganz
 776 viel Bilderkennung und Ähnlichem, man macht halt schnell einen Proof of Concept. Mit dem Ziel, sich
 777 dadurch rasch einen Vorsprung auf dem Markt aufbauen zu können. Und auf der anderen Seite sieht
 778 man im Health Bereich, im Public Bereich, da geht es noch um die grundlegenden Themen. Wie bringe
 779 ich meine Daten richtig unter. Man muss sich nur einmal ELGA anschauen, dies ist schon mal der erste
 780 Schritt gewesen in Richtung strukturierte Daten, da sind halt die Krankenhäuser oder der öffentliche
 781 Bereich doch noch ein bisschen mit der Basisarbeit beschäftigt. Im Moment ist auch gerade im Gesund-
 782 heitsbereich, der European Health Data Space politisch als auch bei den IT-Leitern im Gespräch, wo es

- 783 um eine Art europäische ELGA geht. Ich habe dann in einem Gespräch letztens erst verstanden, mir ist
 784 da das Licht aufgegangen: Eigentlich muss ich bzw. kann ich meinen Kunden jetzt schon erklären,
 785 inwieweit sie ihre Daten momentan falsch gespeichert, aufbereitet, etc. haben und welche Schritte sie
 786 gehen müssten, damit sie irgendwann fit wären für einen European Health Data Space. Da gibt es sehr
 787 coole Sachen, mit denen man sich spielen kann, aber es ist ganz weit entfernt von der Industrie, würde
 788 ich sagen. Rein auf die Health Branche gesehen.
- 789 AS: Wie rechtfertigt man so ein Investment in Datenbereinigung, Data Management für künftige Com-
 790 pliance etc. Steht hier dann immer ein Business Cases dahinter?
- 791 MF: Ja, das ist eine gute, aber auch schwierige Frage. Grundsätzlich sind wir im Health Bereich be-
 792 schränkt, weil solche Projekte unter dem Vergabelimit sein müssen. Also momentan glaube ich, sind
 793 das unter 90k €, mit diesem Geld kann man kleinere Assessments zum Status Quo und Proof of Con-
 794 cepts machen. Dafür sind gerade große Träger auch offen aber für die großen Projekte, da glaube ich,
 795 ist momentan eben diese European Health Data Space ein großer Motivator. Weil sie dadurch für sich
 796 auch einen Need sehen, um das zu machen.
- 797 AS: Weil ich mit dem European Health Data Space nicht vertraut bin: Wäre das ein Compliance Requi-
 798 rement das man erfüllen muss oder wäre dieser „Datenpool“ auch für Gesundheitsträger eine Chance?
- 799 MF: Es wäre eine EU-Vorgabe, die man national übernehmen müsste. Es geht darum, EU-weite Ge-
 800 sundheitsdienste anbieten zu können. Das ist die Vision am Horizont die sie haben und den Mehrwert
 801 den sie auch entsprechend sehen und mit dem ich mir vorstellen kann, dass sie im nächsten Schritt dann
 802 noch in größere Ausschreibungen und Investments gehen werden.
- 803 AS: Gibt es sonst irgendetwas, wo du sagst, da wäre jetzt die Politik oder es wären politische Instituti-
 804 onen oder auch die Regierung gefragt, gewisse Rahmenbedingungen zu schaffen?
- 805 MF: Es ist jetzt kürzlich rausgekommen der Digital Austria Act von Florian Tursky und Team. Der
 806 beschreibt auch schon ein paar Punkte und einer davon sind die digitalen Gesundheitsanwendungen, die
 807 es in Deutschland schon gibt, also in Deutschland kannst du per App ein Rezept verschreiben und das
 808 gibt es halt bei uns noch nicht. Das wäre schon etwas, wo ich sag, es geht auch in Richtung Data-driven
 809 Innovation, weil ich dann natürlich auch Daten sammle, aus denen man dann halt doch wieder Rück-
 810 schlüsse führen kann, mit denen ich dann auch wieder weiterarbeiten kann. z.B. Diabetes Koch-App
 811 oder dergleichen. Wo ich dann halt Rückschlüsse ziehen kann, die verknüpfen kann mit Variablen, das
 812 wäre schon ein guter Fortschritt, den man in Österreich bräuchte.
- 813 AS: Wenn du an die eure Kunden denkst, wo siehst du die größten Hürden in Richtung Data-driven
 814 Innovation? Wie muss eine Organisation aus deiner Sicht für DDI aufgestellt sein?
- 815 MF: Witziger Weise habe ich das schon im Studium gehört und das zeigt sich also jetzt dauerhaft: Die
 816 meisten haben das Problem, dass sie schon Systeme laufen haben, dass sie schon Prozesse implementiert
 817 haben. Dass sie schon ihre Daten irgendwo und sonst was noch irgendwie haben und diese Migration
 818 und Adaptionen vorzunehmen, das kostet viel Ressourcen jeder Art und deswegen sage ich, dass wahr-
 819 scheinlich in anderen Ländern, wo das noch nicht so entwickelt ist, das deutlich schneller geht. Es ist
 820 deutlich leichter Innovationen in Ländern umzusetzen, die noch gar nicht so weit sind, also keine „Alt-
 821 lasten“ mit sich tragen. Wenn man etwas neu macht, dann ist es immer ganz schnell, da nimmt man sich
 822 ja auch den aktuellen Standard her, aber so diese Transformationen, die sind mühsam. Was sehr span-
 823 nend ist, in Deutschland gibt es das KHZG, das ist das Krankenhauszukunftsgesetz, das hat Einiges ins
 824 Rollen gebracht. Das heißt, da hat einfach der Staat Finanzierungen ausgeschüttet, diese aber an ganz
 825 konkrete Faktoren und Anforderungen gebunden. Die Fördertatbestände, so nennt sich das. Das sind
 826 dann in Digitalisierungssprache, umsetzbare Anforderungen, die der Staat definiert hat und dafür ganz
 827 viele Investitionen ausschüttet und das sieht man auch schon: Die deutschen Gesundheitseinrichtungen,

- 828 die investieren auf Basis dessen viel. Da kommt gerade einiges ins Laufen, weil sie sagen, wenn ich
 829 jetzt schon Geld bekomme, dann mach ich gleich auch dies und das mit, dann nehme ich noch ein
 830 bisschen vom eigenen Budget und mach noch mehr.
- 831 AS: Innerhalb der T System, wie empfindest du, was sind da für dich so die Treiber für Innovation?
- 832 MF: Die Treiber für Innovation sind die Technologien selbst. Zum Thema Quanten Computing zum
 833 Beispiel, da bin ich in einer Präsentation gesessen, wo sich ein größeres Team mit dem Thema ausei-
 834 nandergesetzt hat und sagt, wir könnten jetzt doch Kunden fragen, ob sie das machen wollen. Gleich-
 835 zeitig aber sagen sie, dass – Stand der Technik – Quanten Computing nicht schneller Antworten liefert.
 836 Wie soll ich einen Kunden dazu bewegen, auch nur einen POC zu machen? Also hier muss dann auch
 837 aus Sicht des Sales noch ein Blick draufgeworfen werden. Aber das will ich damit sagen, man schaut
 838 sich die neuesten Technologien an und schaut wie kann man das auf Branchen und Industrien umsetzen,
 839 bzw. wie kann man es ausprobieren. Die entsprechenden Use Cases zu finden, die dann wirklich passen
 840 und gerade in diesem frühen Stadium noch in Zusammenarbeit mit Kunden vieles zu machen, was dann
 841 irgendwann ein Produkt oder eine Innovation dann auch ist. Aus der T-System Sicht ist die Technologie
 842 selbst die Innovation.
- 843 AS: Wird diese Technologie- und Trend-Research automatisiert und datenbasierte gemacht oder sind
 844 das einzelne Experten und Expertenteams, die sich ansehen, was die neuesten Technologien sind?
- 845 MF: Ja, wird tatsächlich von Expertinnen gemacht. Die schauen sich an, was wären denn so die nächsten
 846 Trends, stimmen das ab, wo es sich dann auch lohnt, hinzuschauen, dann muss natürlich die Rechnung
 847 dahinter auch irgendwann stimmen. Aber es ist jetzt nicht so, dass man das irgendwie automatisiert
 848 screent und ausgespuckt bekommt.
- 849 AS: Eine Frage noch zu den Daten. Ich hätte verstanden, ihr arbeitet mit den Daten vom Kunden?
- 850 MF: Ja. Also in erster Linie arbeiten wir mit den Daten der Kunden. Nicht mit unseren oder fremden
 851 Daten. Lass mich kurz nach einem Beispiel suchen, es ist sicher die eher ausgefallene Variante beim
 852 uns, dass wir die Daten zur Verfügung stellen. Das ist dann eher die T-Mobile Sparte, wo man über die
 853 Verträge die Daten hat. Wir sammeln nicht im Gesundheitsbereich die Daten von Patienten, das sind
 854 immer die Daten des Kunden.
- 855 AS: Wo sagst du sind die größten Herausforderungen, ein bisschen hast du dazu schon etwas erzählt,
 856 eben Altsysteme, verschiedenste Speicherorte usw., aber ist es auch die Qualität der Daten, ist die Quan-
 857 tität der Daten, ist es eine notwendige Harmonisierung von Daten?
- 858 MF: Ich glaube nicht, dass die Harmonisierung das Wichtigste oder auch nur irgendwie einer der wich-
 859 tigsten Themen ist. Wenn man an Big Data und KI denkt, weil man muss in diesem Fall mit jeder Form
 860 von Daten arbeiten können, egal wo die liegen. Sie gehören halt nur zur Verfügung gestellt auf unter-
 861 schiedlicher Art und Weise. Datenharmonisierung, das ist eher etwas, das ich dann in den Transforma-
 862 tionsprojekten erlebe. Prozesse harmonisieren, die Daten und was auch immer. Ist für die Umsetzer
 863 immer Teil des Projekts, korrigiere mich vielleicht, sehe ich nicht in erster Linie als wichtig für Data-
 864 driven Innovation. Was ist wichtig für Data-driven Innovation – dass ich mir anschau, was habe ich
 865 denn für Daten und wie habe ich die und wie kann ich die zusammensetzen und nicht wie kann ich sie
 866 harmonisieren, strukturieren etc. Das waren die Fragestellungen, die man sich bisher gestellt hat. Mit
 867 der entsprechenden Technologie kann ich auch unstrukturierte Daten entsprechend analysieren. Ich
 868 denke man würde sich selbst ein wenig im Wege stehen, wenn man Strukturierung und Harmonisierung
 869 als Vorbedingung, als Prämisse sehen würde, für die großen Innovationen, die folgen. In gewisser
 870 Weise, da bin ich vielleicht zu weit von den technischen Details entfernt, wird es sicher notwendig sein,
 871 aber ist wahrscheinlich auf dezidierte Bereiche beschränkt.
- 872 AS: Vielen Dank für das spannende Interview!

Interview Manuel Klabacher (MK)
Co-Founder Brightscope – Datengetriebene OOH-Messung & Planung
Online Interview, 21.07.2023 (in German language)

873 AS: Hallo Manuel, darf ich dich bitten, dich und dein Unternehmen kurz vorzustellen.

874 MK: Also mein Background ist ursprünglich in Medientechnik, Mediendesign, ich komme aus der Wer-
875 bung. Ich hatte für mehrere Jahre eine kleinere Full Service Agentur in Salzburg und Wien mit 20 Mit-
876 arbeitern. Um vielleicht auch den Bogen zu schlagen, wie es zu dem gekommen ist, was wir jetzt ma-
877 chen und vielleicht auch zum Thema Data-driven Innovation: Ein großer Kunde von uns war BMW und
878 wir haben, nachdem wir eine Full Service Agentur waren, auch verschiedenste Medien für den Kunden
879 gebucht bei Kampagnen und unter anderem eben auch Außenwerbung. Und da war immer das Thema
880 die Argumentation, was sage ich den Kunden, warum ich Außenwerbung für eine Kampagne buche,
881 was ist meine Daten-, faktenbasierte Argumentation? Und da gab es nicht sehr viele Daten und Fakten,
882 weil das Einzige, was man bekommt, wenn man für 500.000€ eine Außenwerbung bucht, ist ein schönes
883 Bild, wo man sieht wie das Plakat hängt und irgendwelche Fantasiazahlen, was denn das theoretisch an
884 Reichweite erzeugen könnte. Das war unbefriedigend und da haben wir uns umgesehen, welche Mög-
885 lichkeiten es gibt, es zu präzisieren. Ohne jetzt auch ins Detail gehen zu wollen, da haben wir heraus-
886 gefunden, es gibt Möglichkeiten, unter anderem eben mit einem anonymisierten Mobilfunkbewegungs-
887 daten damals von der Telekom. Ich habe dann meine Anteile an der Full Service Agentur verkauft und
888 wir haben das Brightscope gegründet. Wir haben eine Software zur Messung von Außenwerbekampagnen.
889

890 AS: Was fällt dir zu Data-driven Innovation ein, auch aus Sicht eines Startups vs. eines Konzerns?

891 MK: Ich glaube, dass das vielleicht auch ein noch größeres Thema in Konzernen ist, die halt oft sehr
892 große Datenmengen haben. Wir sind ein sehr kleines Unternehmen, wir haben das nicht, das bedeutet
893 für die Findung dieses Produktes, das wir jetzt machen, also für die Produktkreation, war das weniger
894 ein Faktor. Der Datenpunkt, den wir hatten, war unsere praktische Erfahrung im Unternehmen, indem
895 ich vorher war. Wo es diese Diskrepanz gab in der Messbarkeit. Wo data-driven eine große Rolle spielt,
896 ist natürlich bei unserem Produkt selbst. Wir analysieren sehr große Datenmengen, eben Mobilfunk-,
897 Bewegungsdaten und Sensorik-Daten, wir fügen die zusammen und übersetzen die in die Sprache der
898 Werbung, in diversen Kennzahlen, die für eine Werbung relevant sind. Auf Basis dieser sehr großen
899 Datenmenge kann man sehr schöne gute, wenn die Datenqualität dementsprechend gegeben ist, Rück-
900 schlüsse auf diverse Outcomes und Erfolge ziehen.

901 AS: Wie seid ihr vorgegangen, seid ihr auf die Telekommunikationsunternehmen zugegangen und habt
902 gesagt, wir bräuchten eure Mobilfunkdaten und Bewegungsdaten oder wie hat das funktioniert?

903 MK: Das war ein Investment damals des Telco Anbieters, der Phantom Shares erhalten hat. Das bedeu-
904 tet, die haben einen Firmenanteil bekommen und als Gegenleistung, die war nicht monetärer Natur,
905 haben wir eben diese anonymisierten Mobilfunk-Bewegungsdaten erhalten. Das war damals der Deal.
906 Weil die Mobilfunkdaten im Markt zu kaufen ist sehr, sehr teuer. Deswegen war das für uns zu Beginn
907 zum Produktstart sehr, sehr gut.

908 AS: Das wäre meine nächste Frage gewesen, wie monetarisiert man solche Daten, wie macht sich ein
909 Preis, beispielsweise rund um Bewegungsdaten oder sonstige Daten.

910 MK: Ich will jetzt nicht für andere sprechen, aber grob kann man sagen, dass der Hintergrund ist, dass
911 Mobilfunkanbieter über Telefonie und über Daten nicht mehr die großen Margen bekommen, die sie
912 früher hatten. Weil aufgrund Mitbewerber etc. die Preise immer niedriger werden und deswegen sucht
913 halt ein Mobilfunkanbieter andere Wege, um etwas zu monetarisieren und ein Gedanke und ein Weg
914 dazu, ist halt der immense Mobilitätsdatenschatz, den ein Mobilfunkanbieter hat. Diesen zu nutzen, zu

915 anonymisieren, zu aggregieren und an diverse Verticals zu verkaufen. Anonymisiert heißt, es erlaubt
 916 keinerlei Rückschlüsse auf Einzelpersonen, sondern es sind aggregierte Daten und das kann für mehrere
 917 Industrien relevant sein, zum Beispiel für den Retail Bereich, die wollen wissen wo macht es für sie
 918 Sinn, Filialen zu installieren und wo macht es keinen Sinn, weil sich dort eben das Ganze kannibalisieren
 919 würde. Oder auch für den Immobilienbereich, um zu verstehen, wo man Immobilien bauen möchte,
 920 weil dort Mobilitätswege vorbeikommen etc.; auch im Verkehr, Verkehrsplanung, öffentliche Ver-
 921 kehrsmittel oder man hat es auch gesehen, während Covid, während des Lockdowns. Wo gut über die
 922 Mobilfunkdaten festgestellt werden konnte, ob dieser Lockdown denn auch wirklich eingehalten wird
 923 oder nicht. Und unter all dem eben auch für das Thema Außenwerbung. Das ist halt der Platz, wo wir
 924 uns reinsetzen.

925 AS: Was mich interessieren würde, wie ist euer Pricing-Modell?

926 MK: Das hängt davon ab. Unser Produkt ist günstiger, wenn man es regelmäßiger nutzt. Zum Beispiel,
 927 viele Kunden in Deutschland, von den großen Supermarktketten, die haben pro Jahr 10 bis 15 Kampag-
 928 nen, wo eine dann schon mal 1,5 Millionen € ausmacht. Das ist ein anderes Thema als eine einmalige
 929 Messung beispielsweise bei einem Immobilienentwicklungsprojekt. Dementsprechend bepreist man das
 930 anders. Auf der anderen Seite, auch wieder was die Bepreisung betrifft, wenn ein Kunde eine Kampagne
 931 schaltet, zum Beispiel in Österreich, da sind die Volumina kleiner, und die Kampagne kostet gesamt
 932 100.000€, also die Buchung von den außen Gewerbeflächen, dann macht es keinen Sinn, dass die Mes-
 933 sung 150.000€ kostet. Das muss halt immer im Verhältnis stehen. Das muss Sinn machen.

934 AS: In der Arbeit mit Big Data – was ist da deiner Meinung nach wichtig? Ist es nur die Quantität oder
 935 ist es die Datenqualität oder beides. Was für eine Art von Datenmanagement braucht es?

936 MK: Ich denke, das Allerwichtigste am Anfang ist zu verstehen, womit man es zu tun hat. Dieser Da-
 937 tensatz, den ich vor mir habe, was repräsentiert der? Womit habe ich es zu tun, wie kommt er zustande?
 938 Also bevor ich irgendwelche Rückschlüsse auf andere Komponenten ziehe, muss ich primär erstmal
 939 verstehen womit ich es zu tun habe. Ich muss anmerken, ich bin keine Person aus der Mathematik, ich
 940 bin auch keine technische Person, mein Background ist Wirtschaft und Werbung. Wir haben sehr kluge
 941 Menschen bei uns im Unternehmen, die sehr viel klüger sind als ich, die sich tagtäglich mit Data Science
 942 auseinandersetzen. Aber was ich dir sagen kann, das Wichtigste was wir verstanden haben ist zu Beginn
 943 festzuhalten, womit man es eigentlich zu tun hat.

944 AS: Wie läuft die Datenbearbeitung genau ab? Wie werden die Daten bezogen, was wird dann intern
 945 bei euch damit gemacht?

946 MK: Also grundsätzlich, Mobilfunkdaten werden zuerst durch die Mobilfunkanbieter anonymisiert. Das
 947 bedeutet, nochmal zum Verständnis, was den Mobilfunkdaten sind, wenn du dein Handy einschaltest
 948 und du hast dein Netz, dann verbindest du dich mit einem Mobilfunkmast und über Triangulation weiß
 949 dein Mobilfunkanbieter, wo du dich befindest. Diese Daten bekommen wir stündlich für das ganze
 950 Land. Was der Mobilfunkanbieter vorher macht, ist eine Anonymisierung der Daten, das bedeutet ich
 951 kann keine Rückschlüsse mehr auf Einzelpersonen ziehen. Ein Beispiel wäre, in einer Straße gibt es nur
 952 ein Haus, und stündlich bekomme ich die Daten von dort, da könnte ich die Rückschlüsse daraus ziehen,
 953 das ist die Person, die dort wohnt und entsprechend Dinge ableiten. Deswegen bekommen wir alles,
 954 was zum Beispiel unter 15 Aktivitäten innerhalb einer Stunde ist, gar nicht geliefert, damit wirklich
 955 keine Rückschlüsse dementsprechend gezogen werden können.

956 AS: Und dann werden die Daten weiterbearbeitet bei euch im Unternehmen, in den jeweiligen Teams.

957 MK: Genau, dann bekommen wir diese Daten über API, das ist eine Schnittstelle. Wir bekommen Zah-
 958 lenreihen, mit einem Zeitstempel, wo dann ein Wert eingetragen ist: zum Beispiel zwischen 13:00 und
 959 14:00 Uhr waren an diesem Ort, ich sag jetzt mal 10.000 Personen eingeloggt. Was wir dann machen:

960 Wir nehmen diese Mobilfunkdaten, die sagen uns jetzt zum Beispiel in Wien, an diesem Ort, in diesem
 961 50 x 50 Meter Raster waren 10.000 Personen zwischen 13:00 und 14:00 Uhr. Uns geht es jetzt nicht per
 962 se darum, wie viele Personen sind in dem Raster waren, sondern wie viele kommen bei der Werbefläche
 963 vorbei, die in diesem Raster ist. Da kommt unsere zweite Datenquelle zum Zug, das ist ein optischer
 964 Sensor, eine Kamera, der wird dann an der Werbefläche angebracht und über Objekterkennung weiß
 965 man genau wie viele Personen kommen dort vorbei. Dann passiert Folgendes: Die Mobilfunkdaten sa-
 966 gen uns 10.000 und die Sensorik sagt uns 1.000, damit wissen wir die Korrelation zwischen Mobilfunk-
 967 daten und der tatsächlichen Messung an der Stelle. Dementsprechend wissen wir den Faktor, wie wir es
 968 runter rechnen müssen zukünftig und das machen wir mehr oder weniger für alle Flächen.

969 AS: Jetzt gibt es viele große Unternehmen mit riesigen Datenschätzen, etwa Finanzdienstleister, Ban-
 970 ken. Die haben genaue Informationen über die Transaktionen ihrer Kunden, was sie wo kaufen etc. Sie
 971 machen aber vergleichsweise wenig mit diesem Datenschatz. Hast du dafür eine Erklärung?

972 MK: Meiner Meinung nach können das zwei Faktoren sein. Der Erste ist, dass jede Abteilung mehr
 973 oder weniger nur für sich kommuniziert und es untereinander keinen wirklichen Austausch gibt. Wenn
 974 eine Abteilung einen großen Datenschatz hat, dann gibt es offensichtlich nicht viel Kommunikation
 975 zwischen den Abteilungen, das vielleicht das ganze Unternehmen oder für andere Abteilungen mehr
 976 oder weniger nutzbar zu machen, weil halt oft in Corporations Silodenken vorherrscht. Deswegen in-
 977 tegrieren viele Unternehmen, wie die REWE in Deutschland zum Beispiel, eine Google Customer
 978 Cloud, das ist eine zentrale Plattform, wo wirklich zentral die Kundendaten integriert werden und jede
 979 Abteilung dort einen Zugang hat und das für eigene Sachen, für eigene Innovationen etc. dementspre-
 980 chend nutzbar machen kann. Der zweite Faktor meiner Meinung nach ist, dass auch auf Geschäftsfüh-
 981 rerebene etc. sehr viel Angst herrscht, dass es hier mehr oder weniger einen Backlash, einen Shitstorm
 982 etc. geben kann. Auch wenn man immer sagt, das sind anonymisierte Daten etc. – es reicht, wenn auf
 983 Social Media, das irgendwelche Wellen schlägt, die nutzen Kundendaten, dann interessiert es am Ende
 984 gar keinen mehr, was sind das eigentlich für Daten usw. Da gibt es dann Medienberichten drüber und
 985 davor haben sie Angst.

986 AS: Die jeweiligen Telekommunikationsanbieter hätten ja auch eine Lösung wie Brightscope selbst auf
 987 den Markt bringen können. Warum geschieht das nicht?

988 MK: Das kann ich dir sagen. Die haben ihr Core Business, das wird für sie immer Vorrang haben und
 989 sie haben nicht die Kapazitäten und das Deep Knowledge, um das ganz einfach zu formulieren. Die
 990 Mobilfunkanbieter haben das Rohöl, aber es fehlt ihnen die Raffinerie und die Raffinerie bedeutet spe-
 991 zielle Industrie Knowledge. Jede Industrie tickt anders, das kann ein Corporate in diesem Umfang gar
 992 nicht stemmen, weil es einfach nicht der Fokus ist. Auch die Vertriebler im Unternehmen haben schon
 993 genug zu verkaufen. Da fehlt wahrscheinlich auch ein bisschen, verständlicher Weise, die Motivation,
 994 jetzt noch ein zusätzliches Produkt zu verkaufen, das gar nichts mit dem zu tun hat, was sie kennen und
 995 das vielleicht auch sogar noch schwieriger zu verkaufen ist als die anderen Produkte, die sie im Portfolio
 996 haben. Also das scheitert dann an sehr vielen Fronten.

997 AS: Ich finde das spannend, weil man seitens der Corporates ja immer viele Bestrebungen hat, innovativ
 998 zu sein, neue Märkte zu erschließen und innovative Produkte und Lösungen zu kreieren.

999 MK: Es hat alles seine Vor- und Nachteile. Das ist wie mit David und Goliath. Eine große Corporation,
 1000 hat sehr viele Vorteile, bezüglich Cash und so weiter und auch ein kleines Startup hat sehr viele Vorteile,
 1001 weil es einfach agil agieren und schnell sein kann. Es gibt sehr viele Bestrebungen, das in irgendeiner
 1002 Form zusammenzubringen, aber es sind halt zwei unterschiedliche Welten. Das ist nicht so einfach. Für
 1003 uns war das mit dem Deal damals genau der richtige Weg und ich würde es auch wahrscheinlich so
 1004 auch wieder machen. Man hat doch gar nicht die finanziellen Mittel als Startup derartige Bewegungs-
 1005 daten zu kaufen, deswegen ist so eine Kooperation, das bedeutet ja auch Austausch in Form von Infor-
 1006 mationen, Daten etc., genau der richtige Weg, das zu machen.

- 1007 AS: Wie bewertest du Startup Accelerator oder Startup/Entrepreneurship-Programme von großen Un-
1008 ternehmen? Kann das ein Weg sein für Data-driven Innovation?
- 1009 MK: Ich glaube, das Wichtigste ist Unabhängigkeit. Ich glaub nicht, dass das unbedingt einen Startup
1010 Accelerator oder was auch immer sein muss. Das Wichtigste ist eine Unabhängigkeit, dass man unab-
1011 hängig vom Headquarter agieren kann. Wenn die internen Mitarbeiter in einem Unternehmen das auch
1012 so bekommen würden, dann würde das wahrscheinlich auch intern funktionieren. Nur das bekommen
1013 sie halt nicht. Das glaube ich. Man wird nicht sofort den ROI sehen, das muss man durchhalten.
- 1014 AS: Innerhalb von Brighscope, wie stellt ihr sicher innovativ zu sein und zu bleiben?
- 1015 MK: Wie wir das Handhaben oder wie es bei uns funktioniert, das hat nichts mit irgendwelchen univer-
1016 sitären Herangehensweisen zu tun, sondern ist rein auf praktischer Ebene. Wir gehen schnell in den
1017 Markt, wir holen uns schnell die Reaktion aus dem Markt und dementsprechend stellen wir die Schrau-
1018 ben, das ist wie wir agieren. Wir haben unser Kernprodukt und es ist für uns eine ständige Weiterent-
1019 wicklung, unser Pitch Deck ändert sich laufend, jetzt nicht im Kern. Es ist eine ständige Adjustierung.
1020 Es kommen Features dazu, manches weg. Weil wir sehen, was funktioniert und was nicht. Der einzige
1021 Datenpunkt ist das Feedback unserer Kunden. Diesbezüglich sind wir schnell und können auch dem-
1022 entsprechend schnell reagieren. Ja es ist wichtig am Anfang einen Business Plan zu haben, Prozesse
1023 anzudenken. Aber am Ende des Tages ist es die Praxis, die uns zeigt, was funktioniert und was nicht.
- 1024 AS: Wie weit setzt du dich mit den rechtlichen Rahmenbedingungen und möglichen Veränderungen in
1025 der Zukunft auseinander? Gibt es konkrete Forderungen – auch in Hinblick auf den Innovationsstandort
1026 Österreich – die du in Richtung Politik und Gesetzgebung hättest?
- 1027 MK: Natürlich ist es ein Thema, gerade wenn man das Produkt schafft und kreiert und auf den Markt
1028 bringt. Da habe ich sehr viel Zeit mit unserer Kanzlei verbracht, um das wirklich abzustecken, gerade
1029 wenn es um das Thema Privacy, DSGVO etc. geht. Was das betrifft, muss alles stich- und hiebfest sein,
1030 sonst würden auch die ganzen großen Unternehmen nicht mit uns zusammenarbeiten, wenn es da ir-
1031 gendwelche Diskrepanzen geben würde, wenn das rechtlich nicht passen würde. Sehr wichtiger Punkt.
1032 Welche Anforderungen habe ich? Ich muss zynisch klingen, aber ich habe gar keine Anforderungen
1033 mehr an die österreichische Regierung. Ich will sagen, das Erste was man als Unternehmen in Österreich
1034 machen sollte, ist, dass man sich gleich auf andere Märkte fokussiert.
- 1035 AS: Aufgrund der Marktgröße?
- 1036 MK: Von vielen Faktoren her, der Größe, aber auch vom Mindset und und und. Wir haben uns in Ös-
1037 terreich viel zu lange herumgequält unser Produkt auf den Markt zu bringen, Feedback einzuholen etc.
1038 Der Österreicher tickt hier halt sehr speziell, das geht eher so in die Richtung, das haben wir immer
1039 schon so gemacht. Wir waren hingegen dann für einen zweitägigen Workshop in der Schweiz und in
1040 Deutschland und wir haben sofort Ikea und Rewe und Aldi als Kunden gewonnen. Du musst in Öster-
1041 reich sehr viel reinstecken, um einen kleinen Output zu bekommen und das reicht eigentlich, dein Pro-
1042 dukt, natürlich vorausgesetzt es ist gut, in anderen Ländern zu fahren wie der Schweiz und Deutschland.
- 1043 AS: Die Frage hinsichtlich der politischen Forderungen war auch dahingehend, dass Open Government
1044 Data in anderen, meist in den nordischen Ländern, eine viel größere Rolle spielt und umfangreicher
1045 vorhanden ist. Als wie wichtig siehst du das an?
- 1046 MK: Ja, natürlich würde das helfen. Aber das scheitert schon allein daran, wir sind ein sehr kleines Land
1047 und wir haben neun Bundesländer. Jedes Bundesland kocht sein eigenes Süppchen, wenn ich in der
1048 Raiffeisenbank Salzburg eine Kontokarte habe und ich komme nach Wien, dann kann ich die Konto-
1049 karte nur eingeschränkt nutzen, denn Raiffeisenbank Wien ist wieder was anderes als Raiffeisenbank
1050 Salzburg. Wahrscheinlich haben sie es jetzt schon verbessert, aber das ist ein bisschen das Symbolische

- 1051 warum das wahrscheinlich sehr schwierig ist. Andere Länder, die 100-mal größer sind als Österreich,
 1052 schaffen das offensichtlich sehr gut aber bei uns stockt es etwas.
- 1053 AS: Zugriff auf Daten könnte man ja auch über Kooperationen erlangen oder durch Ankauf, vor allem
 1054 als großer Konzern. Wie glaubst du, könnten Unternehmen Data-driven Innovation fördern oder wie
 1055 würdest du das angehen, wenn ihr da Opportunities seht in Zukunft.
- 1056 MK: Wenn ich eine Corporation wäre, dann würde ich die Daten generell mal an einem Ort sammeln
 1057 und zugänglich machen. Das wäre mal das Erste, und dann ist die Frage, wie kann ich dann diese Cloud,
 1058 die ich habe, nutzen. Welche Möglichkeiten gibt es prinzipiell mal im Markt? Wofür könnte das genutzt
 1059 werden? Man muss einmal verstehen, in welche Richtung könnte das gehen? Es bringt nichts, die Daten
 1060 Startups anzubieten, ohne einen Fokus zu haben. Jetzt zum Beispiel Mobilfunkdaten, Retail, Real Es-
 1061 tate, Außenwerbung, Stadtplanung zum Beispiel, solche Sachen. Dann kann ich das schon gut eingren-
 1062 zen, wenn ich da adressieren kann oder muss. Dann kann ich entweder sagen, jetzt entwickle ich etwas
 1063 intern oder ich hol mir halt jemanden Externen dazu, der dementsprechend die Industrieexpertise hat.
 1064 Der nutzt dann meine Daten, ich hole mir einen Anteil am Unternehmen und dann schauen wir was sich
 1065 entwickelt. Das ist halt wie die Meisten es machen.
- 1066 AS: Vielen Dank für das Gespräch!

Interview Ana Simic (Ana)
Managing Direct DAIN Studios Austria
Online Interview, 26.07.2023 (in German language)

- 1068 AS: Ich würde dich bitten, dich kurz vorzustellen. Deine Person, deine Rolle bei DAIN Studios. Auch
 1069 die Themen, mit denen du dich gerade beschäftigst und dass wir dann näher auf das Thema Data-driven
 1070 Innovation eingehen.
- 1071 Ana: Ana Simic, DAIN Studios ist Daten und KI-Beratung und wir entwickeln Daten-Strategien und
 1072 KI-Strategien für meist große und mittelgroße Unternehmen und helfen in der Skalierung der Datenthe-
 1073 men und natürlich auch in der Umsetzung, also in der Implementierung von Datenplattformen und alles
 1074 was damit zu tun hat einerseits. Aber auf der anderen Seite bauen wir auch Datenmodelle für spezifische
 1075 Business-Probleme oder Probleme, die Personen in Organisation lösen wollen, wo es kein fertiges Pro-
 1076 dukt gibt. Also meine Rolle ist Geschäftsführerin für Österreich und womit ich die meiste Zeit ver-
 1077 bringe, ist tatsächlich Strategie und Aufschulung und auf Schulung und das bringt mich ein bisschen
 1078 auch zum Thema: Durch generative KI ist jetzt natürlich eine neue Welle entstanden an Möglichkeiten,
 1079 sowohl in der Optimierung von Prozessen als auch in der Innovation. Allerdings ist das Thema sehr neu
 1080 und somit verschmelzen ein bisschen die Themen Education oder Schulung und Coaching und Strategie,
 1081 weil die Geschäftsführung – und ich arbeite jetzt viel mit C-Level Management – die wollen zuerst
 1082 verstehen, was du siehst und wie es funktioniert, damit sie dann auch besser definieren können, was sie
 1083 damit machen wollen und wie sie eigentlich ihre Organisation unterstützen, damit sie eben dann Wert
 1084 aus diesen neuen technischen Möglichkeiten herausholen. Das Interessante dabei ist, da geht es fast
 1085 weniger um Daten selbst. Also man spricht jetzt in der Phase, also der Strategiephase, weniger von den
 1086 Daten selbst, sondern eher welchen Wert man schaffen kann. Will man ein Produkt verbessern, also ein
 1087 Produkt per se qualitativ verbessern oder will man zum Beispiel eine Plattform oder einen Kanal ver-
 1088 bessern und dadurch mehr Umsatz generieren. Oder will man in die Optimierung, in die Effizienz gehen
 1089 oder einfach Prozesse schlanker machen oder schneller, also eigentlich ganz interessant die Phase.

- 1090 AS: Also die Herangehensweise ist eigentlich die, dass man konkret ein Ziel hat, das man über Daten,
 1091 über Big Data lösen möchte und dann eigentlich schaut, was für Daten brauche ich dafür, wie müsste
 1092 ich diese aufbereiten, welche Modelle braucht man, wie müsste ich trainieren usw.
- 1093 Ana: Genau, das ist ganz wesentlich, zumindest in unserer Arbeit. Das gibt es sicherlich Andere, die
 1094 das ein bisschen anders machen Aber im Wesentlich geht es um die Datenstrategie. Die Datenstrategie
 1095 beantwortet die Frage, was man mit Mithilfe von Daten machen kann, also, welche Use Cases man
 1096 machen könnte und welchen Wert sie für das Unternehmen haben. Diese Use Cases können interne Use
 1097 Case sein, wie Prozessverbesserung oder Richtung Kunden gehen, aber sie können auch in Richtung
 1098 Innovation oder Kooperation gehen. Man könnte z.B. auch sagen, wir als Unternehmen möchten eine
 1099 Data-Sharing-Plattform mit Unternehmen XYZ aufbauen und dadurch A, B, C ermöglichen. Also die
 1100 Datenstrategie ist nicht nur unternehmensintern, die geht schon auch in Richtung Ökosystem. Und die
 1101 Strategie beantwortet dann, was braucht man dafür, was muss man machen. Aber man beginnt ja nicht
 1102 direkt mit der Datenstrategie, man beginnt eigentlich mit der Business-Strategie und deswegen ist die
 1103 Frage, wo will man als Unternehmen überhaupt hin, wie verdient man Geld, wie funktioniert das Kos-
 1104 tenmanagement und wie hält man seine Mitarbeiter kompetent so wichtig. Erst daraus ergibt sich dann
 1105 die Datenstrategie. Man beginnt nicht mit den Daten und stellt sich die Frage was kann man damit
 1106 machen, sondern eher wo will man hin, wie du richtig sagst, was ist das Ziel und wie helfen mir da die
 1107 Daten, dieses Ziel zu erreichen.
- 1108 AS: Wie weit hast du das Gefühl, dass die Unternehmen da schon auf einer guten Basis aufbauen können
 1109 oder ist teilweise noch viel Basisarbeit zu leisten, dass man Daten überhaupt einmal strukturiert, auch
 1110 sie überhaupt verknüpfbar abgespeichert hat, Stichwort Datensilos, habe ich jetzt ein paar Mal auch in
 1111 den Interviews gehört. Dass es das noch interne Transformationsprozesse im IT-Bereich braucht.
- 1112 Ana: Ja, definitiv. Ich spreche immer von „Get your data in order“, diese Hausaufgabe, die muss man
 1113 machen. Die hat man auch vor 5 Jahren machen müssen, als man begonnen hat oder vor 10 Jahren, als
 1114 die ersten Big Data Use Cases begonnen haben. Diese Aufgabe, die bleibt einem auch heutzutage nicht
 1115 erspart, allerdings muss man sagen, das ist wieder das Coole und das Elegante, dass die Generative AI
 1116 zum Teil diese Arbeit erleichtert. Es gibt tatsächlich Möglichkeiten mit unstrukturierten Daten trotzdem
 1117 gute Use Cases zu bauen. Was einem nicht erspart, die Daten verfügbar zu machen.
- 1118 AS: Kannst du da ein Beispiel nennen, wo du sagst, das hat eigentlich auch gut funktioniert, ohne dass
 1119 die Daten-Basis perfekt war?
- 1120 Ana: Ja, ein Beispiel von einem produzierenden Unternehmen. In der Fabrik stehen Produktionsma-
 1121 schinen und diese Maschinen sind zum Teil sehr alt, es gibt aber auch Neuere – je nachdem, das kann
 1122 sehr divers sein. Wenn ein Facharbeiter die Maschine bedient und er merkt, er braucht einen Ersatzteil,
 1123 stellt sich die Frage, wie komm ich zu den Informationen, welchen Ersatzteil er genau braucht und wo
 1124 er diesen im Lager findet. Wenn man sich das manuell vorstellt, ist das eine recht mühsame Arbeit.
 1125 Vielleicht liegen die Dokumente dazu, weil sie vor 30 Jahren irgendwo abgelegt wurden, als Scans in
 1126 irgendwelchen Ordnern, und andere 10 Jahre später wurde vielleicht als Worddokument abgespeichert
 1127 und irgendwann später liegen sie vielleicht im CRM-System oder in einem anderen System. Und man
 1128 kann eigentlich dieses System, also man hat jetzt früher sagen können, gut, man muss jetzt all diese
 1129 Infos irgendwie angleichen in einem neuen System und die Daten dort strukturieren, damit man sie
 1130 verarbeiten kann. Jetzt kann man eigentlich hergehen und sagen, gib mir all diese Systeme und ich suche
 1131 mir als KI das richtige Dokument, das heißt, ich geh mal in die Scans und mit Hilfe von Visual Recog-
 1132 nition suche ich mir die richtige Information raus. Die Excel Forms so, die Word Dokumente so und
 1133 über die API greife ich anders zu und schicke dir als Antwort: Dieses Ersatzteil, das liegt dort. Und das
 1134 meinte ich mit unstrukturierten Daten oder zum Teil nicht verknüpfte Daten. Das macht es wahnsinnig
 1135 attraktiv, weil das jetzt möglich ist. Das war vor ein paar Jahren nicht so leicht möglich.

- 1136 AS: Cooles Beispiel. Mit ChatGPT hat man viele solche Anwendungsfälle im Office-Bereich aber es
 1137 funktioniert natürlich genauso auch in der produzierenden Industrie und in Produktionsstätten.
- 1138 Ana: Da ist es natürlich auch wichtig, das nicht zu vergessen, den Prozess so zu steuern und qualitativ
 1139 zu überprüfen, dass das wirklich stimmen kann, was da rauskommt. Aber die KI lernt dann mit der Zeit,
 1140 ob Sie das richtige Feld gelesen hat
- 1141 AS: Inwieweit glaubst du ist wirklich auch Innovation möglich mit generativer AI.
- 1142 Ana: Also ich glaube sehr viel und die Frage ist, wie definierst du Innovation. Viel was wir gesehen
 1143 haben in den letzten Jahren, also gerade im Customer Experience Bereich, ist eigentlich Innovation.
 1144 Vor allem in der Touchpoint-Erfahrung und ich glaube, dass die UX, also diese erste Ebene sehr stark
 1145 von der generative AI profitieren wird. Wir werden das eigentlich gar nicht merken, aber das wird ein-
 1146 fach ein Teil sein. Dinge werden schnell da und Probleme schnell gelöst sein. In Wahrheit leben wir das
 1147 jetzt schon seit vielen Jahren, aber tatsächlich glaub ich wird das ein bisschen noch verschmelzen mit
 1148 der Customer Experience selbst oder eigentlich mit UX, nicht unbedingt Customer Experience, sondern
 1149 der User Experience, und ich glaube, dass da trotzdem auch viele Innovationen versteckt liegen in diesen
 1150 schöneren, besseren, cooleren Prozessen und Dingen, die einfach funktionieren und die dann besser
 1151 funktionieren als beim Mitbewerber. Ich glaube, dass da viel drinnen liegt, weil oft verbindet man mit
 1152 Innovation jetzt arge Neuentwicklungen, neue Technologien. Die Innovation kommt aus der Verknüp-
 1153 fung der Technologien. Es gibt für Unternehmen und Organisationen hier noch ganz viel zu holen.
- 1154 AS: In vorherigen Interviews war der Tenor, dass radikale Innovationen, also dass man aus diesen Daten
 1155 ganz was Neues schöpfen kann, dass das schwer möglich ist. Weil die Daten auch einfach mit Beste-
 1156 hendem arbeiten, mit dem, was in der Vergangenheit schon da war und darin Muster erkenne. Aber
 1157 Aussage war, die AI kreiert kaum was Neues...
- 1158 Ana: Ich gebe dir ein Beispiel, ich finde das schon. Hast du dir schon Adobe Firefly angesehen? Da gibt
 1159 es ganz viele Videos darüber. Adobe Firefly ist komplett mit generativer AI gefüllt; ist es eine Innova-
 1160 tion, dass du in Photoshop ganz leicht mit Texteingabe ein Bild komplett verändern und neue Sachen
 1161 kreieren kannst? Ich persönlich meine schon. Nur jetzt sind wir schon so abgebrüht, nach einem Jahr
 1162 fast. Viele Dinge werden einfach möglich sein und das wird sicherlich auch Innovation prägen und
 1163 Innovation definieren.
- 1164 AS: Eine Frage hinsichtlich Investments, beispielsweise in Kooperationen, wo man externe Daten kauft
 1165 oder eben mit externen Partnern zusammenarbeitet. Oder auch wenn man sagt, man muss noch Basis-
 1166 arbeit machen oder neu Tools zu kaufen oder wie auch immer. Wie gehst du da mit deinen Kunden um,
 1167 gibt es immer einen Business Cases dahinter? Wie bewertet man den Data-driven Ansatz, wenn man
 1168 vielleicht noch gar nicht weiß was dabei herauskommt?
- 1169 Ana: Das ist genau die erste Frage. Also man beginnt mit der Frage, wo will ich hin und was bringt mir
 1170 das und das gibt mir auch den Rahmen für die Investition. Also wenn du sagst, du hast eine Unterneh-
 1171 mensgröße mit einer Milliarde Umsatz und du rechnest dir aus, dass der Case dir 5 Millionen Euro im
 1172 Jahr bringt, wirst du keine 50 Millionen Euro investieren. Außer, du rechnest dir aus, dass das natürlich
 1173 nicht nur den einen 5M € Case ermöglicht, sondern vielleicht noch 10 andere oder viele, viele andere;
 1174 es schafft dir eine Enabler. Oder wenn eine Company klein ist und sie wollen aber in den nächsten 5
 1175 Jahren stark wachsen und haben auch einen super Business-Plan und viele Möglichkeiten: Dann sagen
 1176 die natürlich, jetzt wollen wir in die Dateninfrastruktur investieren und dafür brauchen wir die Daten-
 1177 strategie. Wir müssen wissen, was bringen uns die Daten, denn das gibt dann wiederum den Rahmen
 1178 für die Investitionen und im Verhältnis zum gesamten Business-Plan. Insofern ist diese Verknüpfung
 1179 mit Business Strategy superwichtig. Nicht von der Datenseite oder Technologieseite zu beginnen. Man-
 1180 che Investition sind One-off: am Anfang teuer, aber danach hast du sie lange. Sind sie bei Mitarbeitern
 1181 einmal geschult, dann ist das Wissen einfach da. Andere, z.B. die Cloud-Services, sind meist auf Usage

- 1182 ausgelegt und so kann man das gut einfließen lassen und sich ausrechnen, wie viel das einem kosten
 1183 wird. Allerdings muss man dann wiederum sagen, es gibt immer noch Use-Cases, wo man sagt, ich bau
 1184 das weil das ist ein Enabler für 10 andere und der Use Case per se bringt mir gar nichts, der hat überhaupt
 1185 keinen Wert, also keinen Wert in Euro, aber ohne dem kann ich die andere nicht machen. Zum Beispiel
 1186 habe ich eine Computer Vision KI implementiert, wenn ich die einmal hab, dann kann ich ganz viele
 1187 Computer Vision Cases bauen. Wenn ich sie aber gar nicht habe, dann gehen die anderen auch nicht.
 1188 Die Investition muss immer gerechtfertigt sein, mit dem was es dir bringt, ich würde niemanden raten
 1189 nur zu investieren, weil es cool ist und die Technologie gerade da ist.
- 1190 AS: Wie darf ich mir die Schritte basierend auf der Datenstrategie in der Praxis vorstellen? Kontaktiert
 1191 man, wenn man nicht alle Daten intern zur Verfügung hat, mögliche Partner oder schreibt mögliche
 1192 Datenquellen an und sagt man hat da eine Idee, man würde gerne kooperieren oder eben Datenaustausch
 1193 betreiben. Wie funktioniert das in der Praxis? Es gibt ja Daten, die kann ich mir irgendwo zentral holen
 1194 und zahle einen fixen Wert dafür, aber oft ist es dann auch Verhandlungssache oder wie kommt dann
 1195 ein Preis für Daten zustande?
- 1196 Ana: Das ist eine wirklich gute Frage. Ich persönlich hatte noch nicht so einen Case, also ich war nicht
 1197 involviert in so einer Verhandlung. Aber ich weiß zum Beispiel, dass es diese Fragen rund um Mobili-
 1198 tätsdaten gibt. Da gab es Use-Cases von Casino Austria oder auch ÖBB. Es gibt sehr viel Open Data
 1199 heutzutage, es gibt glaube ich viel mehr Anbieter, also mehr und mehr. Und es gibt viele Branchen, die
 1200 schon was machen oder ein Angebot haben oder die aber auch sagen, das wollen wir auf keinen Fall.
 1201 Bei uns gibt es die JÖ Karte mit entsprechenden Partnern; in Finnland existiert sowas nicht und die
 1202 Retailer dort lehnen das ganz stark ab. Aus welchen Gründen auch immer, haben die Retailer beschlos-
 1203 sen, diese Daten wollen Sie auf keinen Fall in Kooperation mit anderen teilen.
- 1204 AS: Ist es aus deiner Sicht auch eine rechtliche Thematik, ich finde es auch spannend, weil zum Beispiel
 1205 du auch vorhin gesagt hast, Open Data und vor allem in den nordischen Ländern gibt es ja relativ viel,
 1206 Open Government Data, wo wirklich auch viel mehr offengelegt wird, von der Regierung her. Wäre das
 1207 jetzt aus deiner Sicht auch etwas was man für Resteuropa oder Österreich fordern müsste, dass eigent-
 1208 lich mehr Open Government Data zur Verfügung stehen sollten, um Innovation zu fördern.
- 1209 Ana: Ja. Solange es anonymisiert ist und nicht individualisiert und natürlich mit allen ethischen Grunds-
 1210 ätzen und Regulativen vorbehalten. Aber sicherlich, je mehr Daten man zur Verfügung hat, desto mehr
 1211 Innovationen können auch entstehen oder leichter und schneller geprüft werden, man kann mehr expe-
 1212 rimentieren, ausprobieren. Wir haben uns alle dran gewöhnt, dass Google die Fahrzeiten von den öf-
 1213 fentlichen Verkehrsmitteln anzeigt, aber vor ein paar Jahren war das auch nicht drinnen und das ist
 1214 irgendwann mal zur Verfügung gestellt worden und jetzt finden wir das alle extrem nützlich und die
 1215 Wahrheit ist, wieviel würde noch mehr entstehen, wie viele Möglichkeiten hätten wir noch, wenn ge-
 1216 wisse Daten zur Verfügung gestellt werden.
- 1217 AS: Es gibt in manchen Bereichen auch durchaus politische Initiativen, im Health Bereich ist das z.B.
 1218 eine Art europäische Elga. Müsste es das nicht viel stärker noch geben?
- 1219 Ana: Gerade im Gesundheitsbereich, glaube ich, wäre viel mehr drin, auch in Hinblick auf individuali-
 1220 sierte, personalisierte Medizin und Forschung und Entwicklung. Also ich weiß, das ist tatsächlich, wie
 1221 du sagst, zum Teil politisch einfach geprägt, auch in Österreich. Die Bundesländer wollen gewisse Da-
 1222 ten nicht teilen. Das ist tatsächlich so und da gibt es auch wieder Vorreiter-Länder, die mehr schon
 1223 damit machen und auf die werden wir wohl alle schauen und früher oder später halt vielleicht ein biss-
 1224 chen mit machen, mit Verzug.
- 1225 AS: Du hast ja durch DAIN Studios Einblick in die finnische Innovations-Landschaft. Gibt es da Be-
 1226 reiche, vor allem im öffentlichen Bereich, wo du sagst, da sind sie definitiv weiter?

- 1227 Ana: Also es gibt 2 Bereiche die ich als innovativ und datengestützt wahrnehme: Das ist eben da gerade
1228 der Gesundheitsbereich und der ganze öffentliche Bereich – sprich, E-Government. Finnland ist kom-
1229 plett digitalisiert. Wir sind auch auf dem Weg dorthin, mit der Austrian ID, aber da ist alles schon
1230 längere Zeit komplett digitalisiert, da kann man als Bürger alles digital erledigen oder du kannst alles
1231 von überall machen. Das andere ist tatsächlich die Education und die Bildung und wie sie dort arbeiten.
1232 Es ist jetzt nicht die Digitalisierung per se die ich wahrnehme, die für die Finnen im Vordergrund steht,
1233 sondern die Individualisierung, sodass wirklich jeder individuell gefördert werden kann. Sie haben auch
1234 einen anderen, liberaleren Zugang oder einen bisschen offeneren Zugang zu Bildung und da sind sie
1235 irgendwie auch viel digitaler, viel aufgeschlossener.
- 1236 AS: Ist das nur im Schulsystem so oder auch in den Unternehmen?
- 1237 Ana: In den Unternehmen ist das dann sowieso. Das spiegelt sich dann auch später im Hochschulsystem
1238 wider. Ich habe letzts mit einem Professor von der pädagogischen Uni geredet der Inhalte für die
1239 Ausbildung der Lehrer vorbereitet und der mir erzählt hat, dass er das alles jetzt mit generative AI, ins
1240 Curriculum integriert. Dann hat er mir erklärt und das ist ganz interessant, dass das alles damit zu tun
1241 hat, dass sie einfach schon kulturell immer mit wenig auskommen mussten. Finnland ist ein großes
1242 Land mit wenigen Leuten, den harten Klima und mussten immer innovativ sein und alles was ihnen zur
1243 Verfügung steht, müssen sie irgendwie nutzen, damit sie halt ihr Überleben sichern oder halt einfach
1244 funktionieren und das macht sie aufgeschlossener für Neues und für neue Technologien, Dinge anders
1245 ausprobieren und effizienter machen. Er kennt auch Österreich und er sagt ihr lebt üppiger, in einem
1246 Wohlstand und ihr könnt euch länger Zeit lassen zu diskutieren, ob etwas richtig oder falsch ist, wir
1247 sind da eher pragmatisch. Wir probieren es aus, wenn es funktioniert, dann gut, wenn nicht dann nicht.
- 1248 AS: Jetzt sind wir schon sehr gesellschaftspolitisch ...
- 1249 Ana: Innovation entsteht eigentlich, indem du viel experimentierst und ausprobierst.
- 1250 As: Zurückkommend auf Unternehmen. Was sind denn so die größten Herausforderungen in der Um-
1251 setzung oder wie muss ein Unternehmen aufgestellt sein, damit man dann auch das wirklich am Boden
1252 bringen kann was man in der Business Strategie und Datenstrategie definiert hat?
- 1253 Ana: Man muss sich wirklich bewusst machen, das ist schon ein „long shot“, kein 3-Monats-Projekt
1254 und das ist eine Transformation. Eine Transformation gelingt immer nur dann, wenn man viele Schrau-
1255 ben gleichzeitig dreht, also systematischer vorgeht und sich nicht nur auf das Technische fokussiert oder
1256 nur Business oder nur auf Up-Skilling oder Definitionsthemen oder Regulative. Das heißt eigentlich,
1257 diese Umsetzung wird nur dann gelingen, wenn sie systematisch auch vom Leadership unterstützt
1258 durchgeführt wird, das heißt im agilen Kontext. Du hast verschiedene Rollen und die müssen alle im
1259 gleichen Schritt vorangehen. Es ist halt nicht immer supersynchron, manchmal sind die Techniker
1260 schneller und haben die Plattform hingestellt, aber Business braucht noch Zeit, um Use Cases auszufor-
1261 mulieren oder wirklich zu beschließen, den Weg zu gehen. Oder rechtliche oder regulative Themen,
1262 wenn sie hindern oder zu langsam sind oder sagen „hey warte, da braucht man noch Kooperation und
1263 dann brauchen wir noch 2 Jahre, bis wir den Vertrag ausverhandelt haben“. Dann kannst du dir alles
1264 andere überlegt haben, aber ohne Unterschrift geht es nicht. Wo es oft scheitert, ist eigentlich im Lea-
1265 dership, ganz oft, wenn man zu früh zu viel hinterfragt, also auch nicht den langen Atem behält und zu
1266 sehr auch die Organisation nervös macht.
- 1267 AS: Wenn der Return on Investment sofort hinterfragt wird, oder?
- 1268 Ana: Genau. Oder zu schnell und zu rigide auf Kosten geschaut wird oder was ich auch sehe, tatsächlich,
1269 wenn man von Anfang an nicht bedenkt, dass Skalierung schon bedeutet, alle mitzunehmen oder die
1270 Mehrheit der Mitarbeiter mitzunehmen und zu bedenken, dass man sie dann auch Aufschulen und Auf-
1271 klären muss. Hier zu hoffen, dass eine Gruppe von Front-Runnern die restliche Organisation einfach so

- 1272 mitnimmt und alle werden schon was tun ist falsch. Das in Summe dauert seine Zeit, das ist eigentlich
 1273 nicht von heute auf morgen erledigt. Aber die schönen Geschichten im Nachhinein, wenn man sie hört,
 1274 dann sind es immer diese, dass viele Dinge auf einmal gut zusammengelaufen sind und gut funktioniert
 1275 haben. Was schon auch wichtig ist, ist natürlich trotzdem relativ bald Erfolge zu zeigen, man braucht
 1276 das für die Energie des Ganzen. Weil wer ein Jahr an etwas arbeitet, und es kommt nichts dabei raus,
 1277 der verliert die Motivation.
- 1278 AS: Wo sind diese Projekte im verortet? Sind die im Innovationsmanagement, ist das immer getrieben
 1279 von einer Consultant-Rolle, die beim CEO angehängt ist? Wie ist da deine Erfahrung, wie wird sowas
 1280 am besten in einer großen Organisation oder einem mittelgroßen Unternehmen ausgerollt?
- 1281 Ana: Viele Unternehmen haben mittlerweile Rollen wie etwa einen CDO – Chief Data Officer. Denn
 1282 diese Rolle kann nur gut funktionieren, wenn sie vom Top-Management empowered ist und ein Busi-
 1283 ness-Team dahintersteht. Jetzt gerade gibt es Unternehmen, die sagen, wir brauchen zumindest temporär
 1284 eine AI-Officer Rolle. Weil Generative AI neue Themen aufwirft, und das wollen wir aus dem Board
 1285 für eine Zeit lang mal Steuern und dann integrieren. Die, die es sich leisten können, die machen das und
 1286 viele, die gute Data-Analytics Leads haben, hängen das dann gleich dort auf. Aber man muss schon das
 1287 Verständnis haben, dass die Rolle per se bisschen breiter ist, also Legal Aspekte und Ethical Aspekte
 1288 inkludiert. Die werden wichtiger und wichtiger. Das ist nun nicht nur eine technische Rolle und nicht
 1289 nur „wir bauen Modelle und dann stellen wir sie hin und irgendjemand nutzt es und das war es“. Ein
 1290 Fehler, den man machen kann, ist, dass man diese Rolle bei IT aufhängt. Oft werden wir gerufen und
 1291 das ist jetzt in der IT angesiedelt und dann irgendwann mal am Ende des Projektes ist die Rolle dann
 1292 halt nicht mehr in der IT. Es ist schon eine Prozessrolle, du musst ein Operating Model hinstellen wo
 1293 du das auch delivern und bauen und optimieren kannst. Aber es hat dann halt auch die wahnsinnig
 1294 wichtige, innovative und transformative Rolle. IT hat das auch gerne, aber in Wahrheit können das die
 1295 wenigsten. Das gibt es aber auch zunehmend, dass ein Head of Data Analytics dann in eine CTO Rolle
 1296 kommt, der/die wird das dann sicherlich nicht so traditionell leben.
- 1297 AS: Du hast vorhin schon kurz Legal als eine Komponente des Ganzen angesprochen. Es ist gerade der
 1298 Artificial Intelligence Act in Begutachtung und teilweise gibt es die Befürchtung, dass das wieder stark
 1299 einschränken könnte. Wie nimmst du das wahr? Gibt es Verunsicherung? Probiert man jetzt noch
 1300 schnell aus oder wird der AIA positiv erwartet?
- 1301 Ana: Ich glaube, dass das sehr helfen wird. Also die Klarheit darüber, wer welche Rolle hat und wer
 1302 mit welchen Daten arbeiten kann. Gerade in diesem Ökosystem Konstrukt, das wird so viel helfen, weil
 1303 im IT-Umfeld oder bei den produzierenden Industrien, ist es wirklich ein Riesenthema. Gerade wenn
 1304 Maschinenbauer mit Maschinennutzer, also Produktehersteller, zusammen. Wer trägt die Verantwor-
 1305 tung, wenn etwas schiefgeht. Also das wird es regulieren und darauf freuen sich schon Viele. Natürlich
 1306 ist es Arbeit das umzusetzen, aber trotzdem wird es besser als jetzt. Also es gibt schon auch viel Feed-
 1307 back aus der Data Community an die Europäische Institutionen und diese Arbeitskreise, dass es nicht
 1308 innovationseindämmend sein soll. Ich bin ehrlich keine Expertin, ich wüsste jetzt nicht wo es genau
 1309 dann hakt oder welche Teile Innovation erschweren soll. Da bin ich nicht ganz die Richtige, aber für
 1310 diese Themen haben wir eine Expertin im Team und die sagt, das dauert noch ein paar Jährchen bis wir
 1311 es haben, aber dann müssen es sowieso alle umsetzen.
- 1312 AS: Zu Data Literacy wollte ich noch fragen: Weil du gesagt hast, das ist ein großes Thema. Ist es etwas,
 1313 das sehr strukturiert ausgerollt werden soll oder passiert das nach und nach im Self-Learning. Wie ist
 1314 da deine Erfahrung?
- 1315 Ana: Es ist selten ein Teil eines Größeren. Also Data Literacy ist in Wahrheit eine Initiative oder ein
 1316 Vorhaben, mehr Kompetenz im Datenbereich herzustellen und diese Kompetenzen sind für viele ver-
 1317 schiedene Rollen unterschiedlich. Wenn du nur ein bisschen verstehen willst, damit du dich sicher
 1318 fühlst, wenn du z.B. AI Tools nutzt, ist das etwas anderes, als wenn du wirklich als Analyst arbeitest

- 1319 und da spezielle Programme wie Power BI wirklich beherrschen willst. C-Level braucht unterschiedli-
1320 che Art von Inputs und von Wissen als Experten und Data Literacy ist das Gesamtheitliche und auch
1321 das Niveau der Data Literacy in einer Organisation ist das Gesamte. So gesehen kann man natürlich,
1322 wenn man ein Transformationsprojekt macht, sagen, ein Teil davon sind die Upscaling Programme.
1323 Aber bei Generative AI war keiner so wirklich vorbereitet und jetzt haben aber alle das Bedürfnis dazu
1324 was zu lernen. Das heißt, es gibt zum Beispiel einen Kunden, wo ich jetzt einerseits Executive Board
1325 Education mache, dann einzelne Keynotes für Führungskräfte halte, Mini-Workshops halte und dann
1326 aber auch Webinare, die in die Breite gestreut werden. Wir haben auch schon Ideation Sessions ge-
1327 macht, die Hunderte von Leuten gleichzeitig aktivieren. Also das kann, von bis sein. Das Wichtige ist
1328 nur, dass man das kontinuierlich anbietet, dass es da ist. Und wenn die Leute draufkommen, dass Sie
1329 die Möglichkeiten haben, das Wissen intern aufzubauen, dann kann das eben auch Self-Learning in
1330 Form von Webinaren oder regelmäßigen Sessions sein. Das Format ist nicht unbedingt wichtig, was
1331 wichtig ist und was uns in der Education wichtig ist: Es nicht eine fachliche Ausbildung, sondern eine
1332 praktische Ausbildung. Wir sprechen von Job Aid, also von Hilfe im Job. Die Education soll dir helfen,
1333 dass du deinen Job besser machst und das muss in der Data Literacy erfüllt sein. Weil sonst vergisst du
1334 das, weil es überhaupt keine Relevanz hat und du musst diese Datenthemen schon spüren und probieren.
1335 Also das Theoretische allein hilft nicht, weil du nicht die richtigen Fragen stellen kannst.
- 1336 AS: Gibt es sonst noch etwas zum Thema Data-driven Innovation über das du gerne sprechen würdest?
- 1337 Ana: Was mir schon ein Anliegen ist, ist der ethische Aspekt der Nutzung. Ich finde, dem sollten wir
1338 mehr Aufmerksamkeit geben – speziell in der Umsetzung, Die Idee hat man schnell, aber ist das etwas
1339 was man wirklich machen will? Steht man dahinter? Abgesehen davon, ob es denn erlaubt ist, aber ist
1340 es wirklich etwas, wo man als Unternehmen und auch als Mensch dahinterstehen kann. Ich glaube, das
1341 ist schon wichtig, denn mittlerweile gibt es nichts, was die Technik nicht kann- Die Frage ist nur, will
1342 man das wirklich.
- 1343 AS: Gibt es in euren Projekten ein klares Risiko Management? Bei Machine Learning und AI Projekten,
1344 dass man auch wirklich Bias reduziert? Gibt es da Cross-Checks, in denen man testet und feststellt, ob
1345 das Modell und Machine Learning sich in die falsche Richtung entwickelt?
- 1346 Ana: Da sind die Data Scientist mittlerweile wirklich gut. Sie sind da super geschult, wissen Bescheid.
1347 Aber ich meine eher so auch in der Strategiedefinition, in den Zielen. Wir könnten da das und das
1348 machen und du weißt dann aber, ab dem Moment wo du das Tool dann einsetzen wirst, haben 100 Leute
1349 keinen Job mehr. Es ist neben der Business-Überlegung schon auch immer eine ethische Überlegung.
1350 Zu sagen: Okay, das machen wir nicht von heute auf morgen, sondern mit Vorbereitung, Umschulungen
1351 etc.
- 1352 AS: Vielen, vielen Dank liebe Ana.
- 1353 Ana: Gerne, diese Fragen werden uns ein bisschen mehr beschäftigen als bisher.