

Prof. Dr. Patrick Dienes

Professur für Controlling, Finanz- und Risikomanagement
Fakultät Betriebswirtschaft, Hochschule Landshut



Digitale Transformation im Controlling

Einsatz von Data Science zur Steigerung der Effektivität
und Effizienz in der Unternehmenssteuerung

Arbeitspapier

14.03.2022

Hinweis: Im Dokument wird zwecks besserer Verständlichkeit das generische Maskulinum verwendet.

Zusammenfassung

Die Digitalisierung führt zu einer grundlegenden Veränderung des Controllings im Unternehmen. Sie ermöglicht dem Controlling – im Bereich der Informationsversorgung – eine Funktionserweiterung, Automatisierung und Beschleunigung. Eine im Controlling relativ neu beachtete Technologie – mit einem umso stärkeren erwarteten Bedeutungszuwachs – ist Data Science (Generierung von Wissen aus Big Data insbesondere mittels Maschinellen Lernen und Algorithmen), das eingesetzt in der Unternehmenssteuerung als Business Analytics bezeichnet wird.

Der Einsatz von Business Analytics wird für zwei wichtige Kernprozesse der Controllingfunktion analysiert. Für diese wird gezeigt, dass der Einsatz von Business Analytics signifikanten Nutzen verspricht hinsichtlich der Funktionserweiterung (Effektivität) sowie der Automatisierung und Beschleunigung (Effizienz).

Data Science im Controlling wird i.d.R. in Form des Maschinellen Lernens (ML) eingesetzt. Grundsätzlich besteht ein Trade-off zwischen der Genauigkeit und der Interpretierbarkeit des im Maschinellen Lernen eingesetzten Algorithmus. Gerade in der Anfangsphase ist der Interpretierbarkeit höheres Gewicht als der Genauigkeit beizumessen, um Akzeptanz für die neue Technologie beim Management zu schaffen.

Das künftige Kompetenzprofil des Controllers unterscheidet sich z.T. erheblich von dem heutigen: es werden mehr IT-bezogene sowie mathematisch-analytische Kompetenzen benötigt. Dennoch wird der Controller nicht die Rolle eines Data Scientists im Unternehmen übernehmen (können). Daher wird ein Zielbild für das synergetische Zusammenwirken von Controller und Data Scientist erarbeitet, welches die Kompetenz-Anforderungen für den erfolgreichen Einsatz von Business Analytics beschreibt.

Aktuell sind weiterhin vor allem nur *traditionelle* digitale Technologien im Controlling der Unternehmen verbreitet, während *moderne* Technologien wie *Data Science* nur bei einer Minderheit eingesetzt werden. Es besteht ein großer und dringender Bedarf, die Digitalisierung im Controlling zur Steigerung von Effektivität und Effizienz voranzutreiben. Es wird hierzu abschließend skizziert, wie die Hochschule – bei den Unternehmen in der Region – mittels Lehre und Wissenstransfer bei der Digitalisierung der Finanzfunktion, insbesondere des Controllings, einen Beitrag zu leisten vermag.

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis	IV
Abkürzungsverzeichnis	V
1 Zielsetzung, Methodik und Struktur.....	1
2 Darstellung und Erläuterung der Ergebnisse.....	6
2.1 Einsatz und Verbreitung von Data Science	6
2.2 Nutzung von Methoden des Maschinellen Lernens (ML)	9
2.3 Weiterentwicklung des Kompetenzprofils für Controller	12
3 Implikationen für Lehre und Wissenstransfer	16
Anhang 1: Bekannte Data-Science-/Machine-Learning-Plattformen – Überblick 2021.....	20
Anhang 2: KNIME – Graphische Bedienoberfläche.....	21
Quellenverzeichnis	22

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Einfluss der digitalen Transformation auf die Controlling-Hauptprozesse.....	2
Abbildung 2: RPA-Eignung der Controlling-Prozesslandschaft.....	3
Abbildung 3: Business Analytics vs. Business Intelligence.....	6
Abbildung 4: Ziele von Predictive Analytics	7
Abbildung 5: Rangfolge der Controlling-Zukunftsthemen nach der Bedeutung	7
Abbildung 6: Umsetzungslücke bei Nutzung von Big Data.....	8
Abbildung 7: ML-Algorithmen	9
Abbildung 8: Data Science Analytics Software – Evaluationsmatrix.....	11
Abbildung 9: Heutiges und zukünftiges Kompetenzprofil des Controllers	12
Abbildung 10: Zielbild für synergetisches Zusammenwirken von Controller und Data Scientist	14
Abbildung 11: Einsatz traditioneller vs. moderner digitaler Techniken	16
Abbildung 12: Einsatz von Predictive Analytics.....	17

Abkürzungsverzeichnis

BARC Business Application Research Center

BI Business Intelligence

bspw. beispielsweise

et al. et alii

etc. et cetera

ggf. Gegebenenfalls

i.d.R. in der Regel

IGC International Group of Controlling

IT Informationstechnologie

Jg. Jahrgang

KI Künstliche Intelligenz

KMU Kleine und mittlere Unternehmen

ML Machine Learning / Maschinelles Lernen

No. Numero

Nr. Nummer

o.J. ohne Jahresangabe

o.O. ohne Ortsangabe

o.V. ohne Verfasserangabe

RPA Robotic Process Automation

s. siehe

S. Satz bzw. Seite

u.a. und andere

URL Uniform Resource Locator

vgl. vergleiche

Vol. Volume

WHU WHU – Otto Beisheim School of Management

z.B. zum Beispiel

1 Zielsetzung, Methodik und Struktur

Gemäß einem Statement zweier führender deutscher Controlling-Professoren (SCHÄFFER und WEBER) wird „die Digitalisierung auch das Controlling grundlegend verändern“¹. Der Nutzen der Digitalisierung des Controllings kann nach drei Aspekten gegliedert werden:²

- **Funktionserweiterung:** Die traditionellen Informationssysteme (*Business Intelligence*) werden um *Business Analytics* ergänzt.
- **Automatisierung:** Mitarbeiter werden hier von standardisierbaren Routineaufgaben entlastet.
- **Beschleunigung:** Neue Digitaltechnologien, bspw. im Bereich Datenbanken oder Cloud Computing, verkürzen Prozesse in zeitlicher Hinsicht.

Eingesetzte neue Technologien wirken sich nicht immer nur auf einen Aspekt aus, sondern können sich gleichzeitig auf mehrere auswirken. Daher ist eine trennscharfe Zuordnung nicht immer möglich. Meistens überwiegt jedoch ein Aspekt bzw. ist Hauptgrund für den Einsatz einer Technologie. Die Funktionserweiterung fällt in die Kategorie *Effektivität*, die Beschleunigung und vor allem die Automatisierung sind grundsätzlich der Kategorie *Effizienz* zuzuordnen.

Zielsetzung und Abgrenzung

Eine im Controlling relativ neu beachtete Technologie – mit einem umso stärkeren erwarteten Bedeutungszuwachs – ist Data Science (wie näher in Unterkapitel 2.1 belegt): diese eröffnet viele neue Möglichkeiten vor allem hinsichtlich des Aspekts der Funktionserweiterung (*Business Analytics*), aber auch die Automatisierung und Beschleunigung können (als Sekundäreffekte) gesteigert werden. Im allgemeinen Verständnis bezeichnet Data Science die Generierung von Wissen aus Big Data³ insbesondere mittels Maschinellen Lernen⁴ und Algorithmen.⁵ In der Unternehmenssteuerung ist oft der Begriff Business Analytics gebräuchlich, der als Unterbegriff zu Data

¹ Schäffer, U./Weber J. (2016), S. 8.

² Vgl. Horváth, P./Gleich, R./Seiter, M. (2020), S. 469.

³ Big Data wird häufig anhand der vier V's charakterisiert: Volume (Datengröße), Velocity (Schnelligkeit der eingehenden Daten, z.B. vernetzte Maschinen produzieren einen ununterbrochenen Datenstrom), Variety (auch unstrukturierte Daten wie Bilder, Tweets etc.) und Value (Erzeugung wirtschaftlichen Nutzens).

⁴ Eine weiterführende Erläuterung des Begriffes erfolgt in Unterkapitel 2.2.

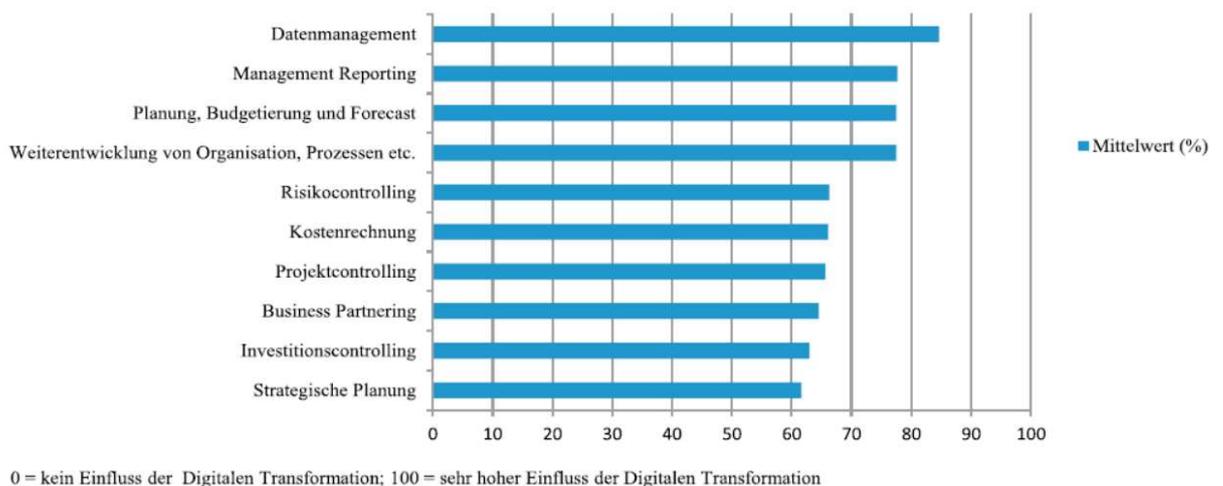
⁵ Für den Versuch einer Abgrenzung der Begriffe *Data Science*, *Künstliche Intelligenz* und *Maschinelles Lernen* vgl. Haneke, U. et al. (2021), S. 8. In der Unternehmenspraxis werden diese Begriffe häufig synonym verwendet.

Science hier wie folgt verwendet wird.⁶ „Das Ziel von Business Analytics ist es, **betriebswirtschaftliche Probleme** im gesamten **Managementzyklus** von Planung, Steuerung und Kontrolle **evidenzbasiert** zu lösen.“⁷

Folgende wesentliche Entwicklungen führen dazu, dass Data Science in Unternehmen zunehmend eingesetzt wird:

- Big Data, d.h. große Datenmengen – auch in unstrukturierter Form – können jetzt relativ schnell verarbeitet werden.
- Cloud Computing, d.h. Unternehmen (auch kleinen) steht Nutzung neuester IT-Technologien zur Verfügung – ohne Bindung eigener Ressourcen.
- Benutzerfreundliche Software, d.h. auch ohne Programmierkenntnisse kann KI eingesetzt werden.

Abbildung 1: Einfluss der digitalen Transformation auf die Controlling-Hauptprozesse



Quelle: Nasca, D./Munck, J. C./Gleich, R. (2019), S. 79.

Die Untersuchung hier fokussiert auf die Einsatzmöglichkeiten von Data Science in den zwei Controlling-Hauptprozessen *Planung, Budgetierung und Forecast* und *Management Reporting*, die

⁶ Vgl. Seiter, M./Biel, A. (2018), S. 35.

⁷ Seiter, M. (2019), S. 2.

erstens besonders von der digitalen Transformation betroffen sind (siehe Abbildung 1) und zweitens absolute Kernprozesse des Controllings darstellen.⁸

Eine andere neue Technologie, Robotic Process Automation (RPA), betrifft dagegen vor allem den Aspekt der Automatisierung, die oftmals auch mit einer Beschleunigung verbunden ist. RPA bezeichnet Software-Roboter, die **wiederkehrende und regelbasierte Prozessschritte** im Rahmen von Geschäftsprozessen oft **über mehrere Systeme** hinweg **selbstständig automatisiert** ausführen und dabei die menschliche Interaktion nachahmen. Eine Analyse zeigt, dass wiederum die Kernprozesse⁹ (*Operative*) *Planung, Budgetierung/Forecast* und *Management Reporting* stark bis sehr stark von der Automatisierung betroffen sein dürften (siehe Abbildung unten).

Abbildung 2: RPA-Eignung der Controlling-Prozesslandschaft

Hauptprozesse	Teilprozesse				Stark betroffen	Mittelstark betroffen	Leicht/schwach betroffen
Strategische Planung	Strategische Analyse	Prüfung/Anpassung Vision, Werte	Prüfung/Anpassung Geschäftsmodell	Definition Ziele und Maßnahmen	Bewertung der Strategie	Abstimmung der Strategie	Kommunikation der Strategie
							Monitoring der Strategieumsetzung
Operative Planung, Budgetierung	Festlegen/Kommunizieren von Prämissen und Top-down-Ziele		Erstellung von Einzelplänen und Budgets		Zusammenfassung und Konsolidierung von Einzelplänen		Prüfung/Anpassung der Planungsergebnisse
							Präsentation und Verabschiedung der Planung
Forecast	Ermittlung einer Datenbasis für den Forecast		Abgleich der Datenbasis mit dem vorherigem Forecast bzw. Plan/Budget		Erarbeitung von Gegensteuerungsmaßnahmen		Verabschiedung des Forecasts
Kosten- und Ergebnisrechnung	Definition und Pflege Stammdaten	Kostenarten- und Kostenstellenrechnung	Angebots/ Auftrags- Plankalkulation	Mittlaufende- und Nachkalkulation	Periodenerfolgsrechnung	Periodenabschluss der Kostenrechnung	Abweichungsanalyse
Management Reporting	Management Reportingsystem- und Datenprozess		Berichterstellung (Zahlenteil)		Berichterstellung (Abweichungsanalyse und Kommentar)		Bewertung durch Management und Einleitung von Maßnahmen
Projekt- und Investitionscontrolling	Planung des Projektes/ Investitionen	Unterstützung Genehmigungsverfahren		Erstellung von Investitionsberichten		Erstellung von Entscheidungsvorlagen	
							Nachkalkulation und Abschlussbericht
Risiko- management	Identifikation und Klassifikation von Risiken		Analyse und Bewertung von Risiken		Einzelrisiken-/ Gesamtrisikopositionen		Ableiten und Verfolgen von Risikomaßnahmen
							Erstellung eines Risikoberichts
Funktionscontrolling	Strategische Planung		Operative Planung		Kostenrechnung		Projektbewertung
							Koordination und Kommunikation
							Reporting

Quelle: Reuschenbach, D./Isensee, J./Ostrowicz, (2019): S. 70.

Eine Untersuchung der Auswirkungen von Robotic Process Automation auf das Controlling war allerdings nicht im Rahmen dieser Arbeit möglich. Es soll an dieser Stelle aber darauf hingewiesen

⁸ Es wird sich hier an die Systematik der International Group of Controlling (IGC) angelehnt. Weitere absolute Kernprozesse sind Investitionscontrolling, Kostenrechnung und Business Partnering. Datenmanagement ist bspw. kein Kernprozess. Vgl. hierzu IGC (Hrsg.) (2017), S. 21.

⁹ Die Systematisierung der Kernprozesse weicht bei Reuschenbach, D./Isensee, J./Ostrowicz, S. (2019) z.T. von der Systematisierung der International Group of Controlling ab.

werden, dass dies eines der großen Zukunftsthemen der Digitalisierung nicht nur für das Controlling, sondern für die Finanzfunktion insgesamt sein dürfte.¹⁰

Im Folgenden wird nun zum einen geprüft, **welche vorteilhaften Einsatzmöglichkeiten sich für Data Science im Controlling**, insbesondere in den beiden Controlling-Hauptprozessen *Planung, Budgetierung und Forecast* und *Management Reporting* ergeben. Zum anderen wird herausgearbeitet, **welche neuen Kompetenzen ein(e) Controller(-in) in einer digitalisierten „Controlling-Welt“ für die Nutzung von Data Science** benötigt. Zudem wird skizziert, wie die Hochschule am Aufbau dieser Kompetenzen – in den Controlling-Einheiten der Unternehmen – mitwirken kann, um die Wettbewerbsfähigkeit von Unternehmen zu stärken.

Methodik

Im Rahmen des Forschungsvorhabens wurden vielfältige Methoden zur Analyse verwendet, um sich der Problemstellung aus verschiedenen Perspektiven „anzunähern“. Die Basis bildete eine intensive Literaturrecherche, insbesondere in wissenschaftlichen und Praktikerzeitschriften mit Fokus auf die Finanzfunktion im Unternehmen. Des Weiteren wurden empirische Studien z.B. von Beratungs- und/oder Wirtschaftsprüfungsgesellschaften genutzt, um die Digitalisierung im Controlling auch quantitativ zu erfassen und beschreiben.

Es kam aber auch die Primärforschung zum Einsatz. Hierzu wurden qualitative, nicht strukturierte Interviews mit Forschern, Beratern/Trainern und Praktikern auf diesem Gebiet durchgeführt.¹¹ Ebenfalls in die Analyse flossen Erkenntnisse ein, die in mehreren Präsentations- und Diskussionsrunden im Rahmen der Predictive Analytics Community¹² gewonnen wurden. Der Verfasser nutzte das Format der Predictive Analytics Community auch, um Forschungsergebnisse

¹⁰ Einen guten Überblick hierzu bietet Langmann, C./Turi, D. (2020).

¹¹ Es wurde Prof. Dr. Christian Langmann, Hochschule München, interviewt (07.05.2021). Langmann forscht und berät Unternehmen auf dem Gebiet der Digitalisierung im Controlling und Rechnungswesen. Wichtige Publikationen hierzu sind Langmann, C. (2019) und Langmann, C./Turi, D. (2020).

Herr Achinger, Vice President Finance and Administration bei PÖSCHL TABAK GmbH & Co. KG, wurde befragt (18.06.2021) bzgl. der angestrebten Effektivitäts- und Effizienzsteigerungen bei der Einführung eines neuen ERP-Systems.

Des Weiteren wurde Herr Sauer, Trainer und Berater bei der „Controller Akademie (CA)“, über die Weiterbildungsbedürfnisse von Controller-Praktikern in der Digitalisierung befragt.

¹² Die regelmäßigen Treffen der Predictive Analytics Community werden von der Controller Akademie (CA) organisiert. Die Teilnehmer (zwischen 20 bis 30) sind vor allem Unternehmenspraktiker aus verschiedenen Branchen, die sich hier im Sinne von Best Practice austauschen, wie das Digitalisierungsthema „Predictive Analytics“ in der Praxis vorangetrieben werden kann. Predictive Analytics stellt eines der wichtigsten Einsatzgebiete von Digitalisierungstechnik im Controlling dar (siehe hierzu Unterkapitel 2.1).

vorzustellen¹³ und daraus abgeleitete Thesen, insbesondere auch zum künftigen digitalen Kompetenzprofil eines/-er Controller/-in,¹⁴ mit Unternehmenspraktikern aus dem Controlling zu diskutieren. Des Weiteren war der Verfasser Mitglied bei drei Berufungsausschüssen,¹⁵ deren Fokus auf Data Science lag. Die gehaltenen Probelehrveranstaltungen boten weitere Einsichten in die aktuelle Unternehmenspraxis und sich daraus ableitende Kompetenzanforderungen.

Schließlich wurden auch ausgewählte Softwareprogramme im Hinblick auf Funktionalität und Anwenderfreundlichkeit aus Controlling-Sicht begutachtet, um nicht nur auf abstrakter Ebene Potenziale im Data Science zu untersuchen, sondern auch (exemplarisch) Möglichkeiten und Herausforderungen für den konkreten Einsatz im Controlling zu bewerten. Hierzu wurden auch synchrone und asynchrone Lernformate in diesem Bereich erkundet, wie Online-Trainings-/Workshops oder Lernvideos auf Online-Lernplattformen (mit Übungen).

Struktur

Im folgenden Kapitel 2 werden die wesentlichen Analysen und Ergebnisse dargestellt und erläutert. Zunächst wird in Unterkapitel 2.1 der Term *Business Analytics* eingeordnet und die *grundsätzlichen* Einsatzmöglichkeiten von Data Science – mit Fokus auf den Aspekt der Funktionserweiterung – für die beiden Controlling-Hauptprozesse *Planung, Budgetierung und Forecast* und *Management Reporting* untersucht. Anschließend wird in Unterkapitel 2.2 auf das Maschinelle Lernen eingegangen, das die relevante Data-Science-Methode für Datenanalysen im Controlling darstellt. Es werden die *konkreten*, im Controlling nutzbaren Methoden des Maschinellen Lernens aufgezeigt sowie Softwarelösungen für die konkrete Anwendung evaluiert. Darauf aufbauend werden in Unterkapitel 2.3 die Kompetenzanforderungen an Controller abgeleitet, die den Einsatz von Data Science in der Unternehmenspraxis erfolgreich ermöglichen.

Im Schlusskapitel 3 werden die Implikationen für die Lehre und den Transfer beschrieben, d.h. wie die Hochschule auf diesen beiden Felder wirken kann bzw. soll, um bei Unternehmen die Digitalisierung im Controlling voranzutreiben und damit die Potenziale für Effektivitäts- und Effizienzsteigerungen zu heben.

¹³ Siehe hierzu Unterkapitel 2.2.

¹⁴ Siehe hierzu insbesondere Unterkapitel 2.3

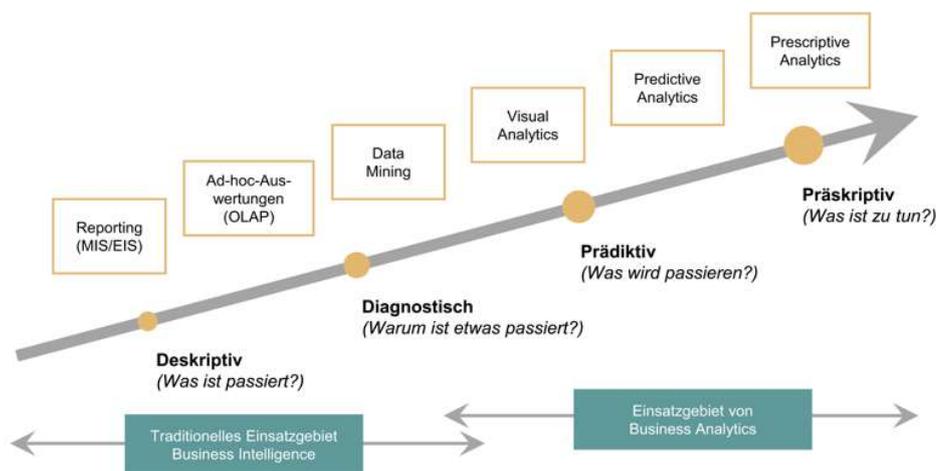
¹⁵ W2-Professur für Wirtschaftsinformatik mit Schwerpunkt Controlling und Rechnungswesen an der Hochschule München; W2-Professur für Marketing (insb. Data Driven Marketing) & A-BWL an der Hochschule Landshut; Lehrkraft für besondere Aufgaben (m/w/d) für das Lehrgebiet „Digitale Geschäftsprozesse und Algorithmen“.

2 Darstellung und Erläuterung der Ergebnisse

2.1 Einsatz und Verbreitung von Data Science

Es wird der Einsatz von Data Science im Bereich Business Analytics untersucht. Während klassische Business-Intelligence (BI)-Systeme häufig vergangenheitsorientiert sind und sich größtenteils auf interne strukturierte Daten beziehen, ist Business Analytics zukunftsorientiert und nutzt das Potenzial von Big Data aus (siehe hierzu Abbildung 3). Die beiden wichtigsten Unterformen des Business Analytics bilden Predictive Analytics und Prescriptive Analytics. Während Predictive Analytics Vorhersagen trifft, gibt Prescriptive Analytics Handlungsempfehlungen.

Abbildung 3: Business Analytics vs. Business Intelligence



Quelle: Horváth, P./Gleich, R./Seiter, M. (2020): S. 475.

Das Teilgebiet Predictive Analytics ist für den Controlling-Kernprozess *Planung, Budgetierung und Forecast* besonders relevant. Die Planung startet im Unternehmen in der Regel von der Absatzseite. Wenn bspw. im Marketing/Vertrieb der Ausgangspunkt für die Absatzplanung mittels Predictive Analytics ermittelt wird, ist es für das Controlling essenziell, ein Grundverständnis für Data Science zu besitzen, um seine Aufgaben, wie Bewertung und Plausibilisierung von Zielen, erfüllen zu können. Ebenso ist diese Technik für die fortwährende Forecast-Erstellung von großem Nutzen: die Qualität des Forecasts kann verbessert werden (Effektivität) und durch die damit einhergehende stärkere Automatisierung auch die Effizienz gesteigert werden.

Am wichtigen Teilgebiet Predictive Analytics lässt sich zudem zeigen, dass mit dem Einsatz von Data-Science-Technologien oftmals gleichsam drei Nutzenaspekte der Digitalisierung im Controlling (Funktionserweiterung, Beschleunigung, Automatisierung) angestrebt werden (siehe Abbildung

4). Punkte 1 und 4 bspw. adressieren die Funktionserweiterung, Punkt 2 betrifft die Beschleunigung und Punkt 5 die Automatisierung.

Abbildung 4: Ziele von Predictive Analytics



Quelle: BARC-Studie, 2018

Business Analytics wird zwar erst seit 2017 als Zukunftsthema des Controllings im renommierten WHU-Zukunftsspiegel¹⁶ geführt, aber für dieses Thema wird der größte Bedeutungszuwachs (+1,8) unter allen Zukunftsthemen erwartet (siehe Abbildung 5).

Abbildung 5: Rangfolge der Controlling-Zukunftsthemen nach der Bedeutung

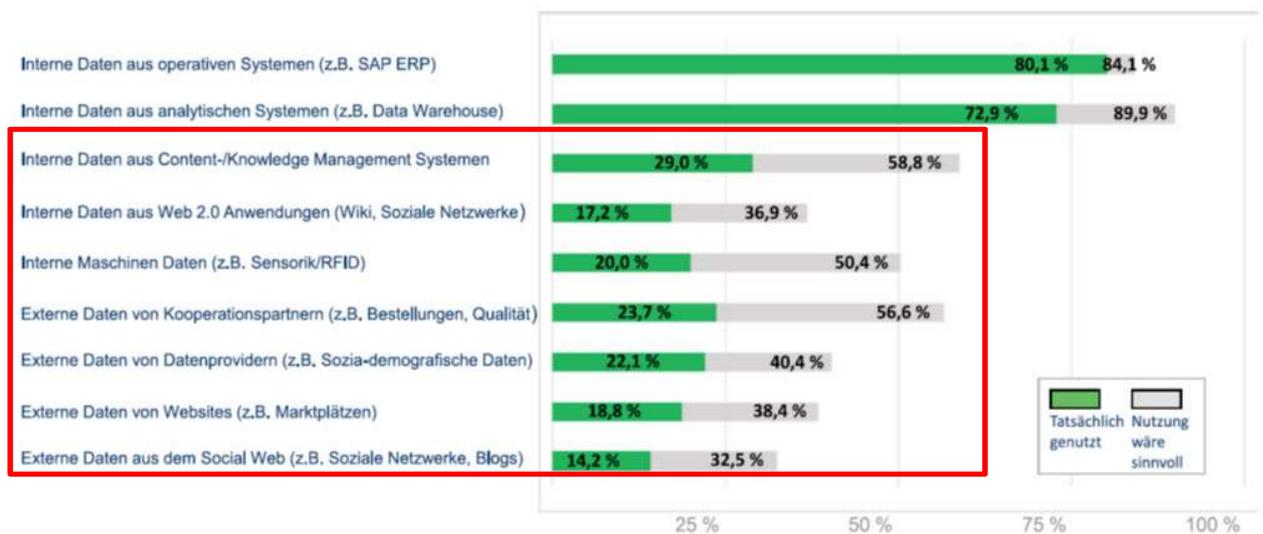
Zukunftsthemen	Bedeutung 2011	Bedeutung 2014	Bedeutung 2017	Bedeutung 2022 (E)
1 Informationssysteme	5,6	5,7	5,3	+0,9 → 6,2
2 Datenmanagement	-	-	5,2	+0,9 → 6,1
3 Effizienz & Controlling	5,4	5,1	4,9	+0,9 → 5,8
4 Digitale Kompetenzen	-	-	4,2	+1,5 → 5,7
5 Business Partner	4,4	4,7	4,6	+1,0 → 5,6
6 Beteiligung an der strategischen Planung	4,7	4,4	4,4	+1,0 → 5,4
7 Self-Service Reporting	-	-	3,7	+1,0 → 5,3
8 Agile Unternehmenssteuerung	-	-	3,9	+1,3 → 5,2
9 Volatilität	4,5	4,3	4,4	+0,7 → 5,1
Interne Kommunikation	-	4,5	4,3	+0,8 → 5,1
Digitale Geschäftsmodelle	-	-	3,7	+1,4 → 5,1
12 Controllernachwuchs	4,0	4,2	4,1	+0,9 → 5,0
Business Analytics	-	-	3,2	+1,8 → 5,0

Quelle: Schäffer, U./Weber J. (2018), S. 43.

¹⁶ Die WHU – Otto Beisheim School of Management gehört zu den renommiertesten deutschen Business Schools.

Im Controlling-Kernprozess *Management Reporting* kommt dem Prescriptive Analytics die Bedeutung zu, dass bspw. bei Budget-Abweichungen zugleich „automatisiert“ Handlungsempfehlungen zum Gegensteuern vorgeschlagen werden können. Zudem erlaubt die Integration von Big Data eine höhere Qualität der Berichtsinhalte, da bspw. externe Daten – auch in unstrukturierter Form – integriert werden können und höhere Aktualität ermöglicht wird. Bisher wird häufig vor allem auf traditionelle Datenquellen (ERP-Systeme, Data Warehouse) zurückgegriffen, während neuartige Datenquellen i.S.v. Big Data von weniger als der Hälfte der Unternehmen genutzt werden, welche diese Nutzung für sinnvoll erachten (siehe Abbildung 6).

Abbildung 6: Umsetzungslücke bei Nutzung von Big Data



Quelle: Seufert, A. et al. (2019), S. 4.

Schließlich sei noch auf die Bedeutung des Self-Service-Reporting (d.h. Manager können sich mittels benutzerfreundlicher Software selbst Berichte und Analysen erstellen) zur Effektivitäts- und Effizienzsteigerung verwiesen (auf Position 7 der Zukunftsthemen; siehe hierzu Abbildung 5).¹⁷

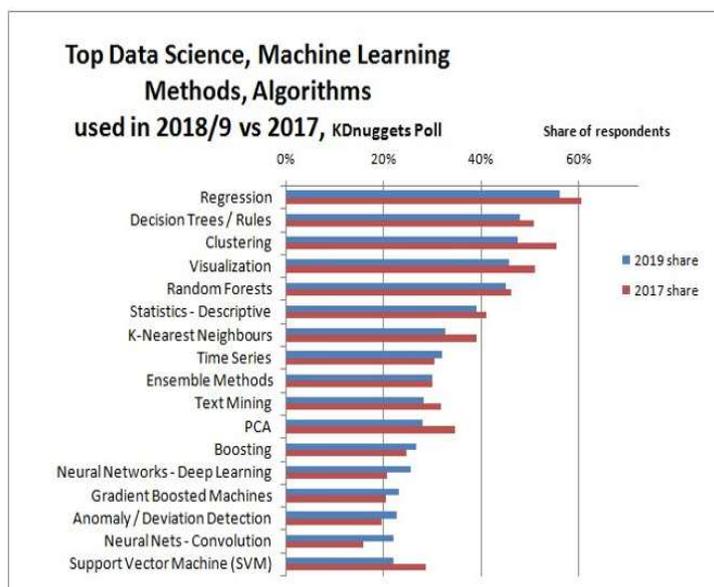
¹⁷ Das Self-Service-Reporting geht allerdings auch mit einigen Nachteilen einher. Vgl. hierzu Schäffer, U./Weber J. (2018), S. 45.

2.2 Nutzung von Methoden des Maschinellen Lernens (ML)

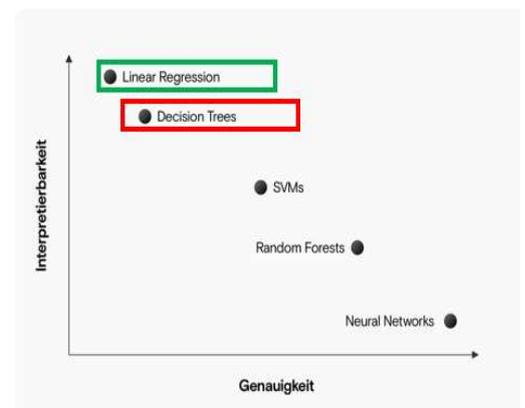
Maschinelles Lernen (ML) ist – neben bspw. Robotik oder Sprachverarbeitung – ein Teilgebiet der Künstlichen Intelligenz (KI)¹⁸. ML bedient sich Algorithmen, mit denen aus Beispieldaten ein komplexes Modell entwickelt wird. ML-Softwarelösungen können hierfür auch Big Data nutzen (im Gegensatz zu traditioneller BI). Mit Hilfe des Modells können dann Vorhersagen (Predictive Analytics) getroffen oder Empfehlungen bzw. Entscheidungen (Prescriptive Analytics) vorgeschlagen werden. Für Problemstellungen, die zu komplex für analytische Lösungen sind, aber zu denen ausreichend Daten vorhanden sind, bietet sich ML besonders an. Für das Controlling ist dieses Teilgebiet der KI von besonderem Interesse. Data Science im Controlling wird i.d.R. in Form des Maschinellen Lernens eingesetzt, weshalb hier der Fokus der Untersuchung liegt.

Wie Abbildung 7 zeigt, sind zwei oft im ML angewandte Algorithmen die (lineare) Regression und der Entscheidungsbaum (Decision Tree/Rule).¹⁹ Diese beiden Algorithmen sind für einfachere Problemstellungen häufig ausreichend und haben den Vorteil, dass sie relativ einfach intuitiv verständlich und interpretierbar sind.

Abbildung 7: ML-Algorithmen



Quelle: www.kdnuggets.com



Quelle: <https://www.datarevenue.com/de-blog/interpretierbares-machine-learning>

¹⁸ Einen allgemeinen Überblick über die Einsatzgebiete der KI im Controlling bieten Lubos, G. (2020) und Weißberger, B. (2021).

¹⁹ Einen guten Überblick wichtige ML-Algorithmen mit Anwendungsbeispielen (anhand ML-Software KNIME) bietet Albrecht, M./Schlüter, T. (2020).

Die Verständlichkeit und Nachvollziehbarkeit eines Algorithmus sind ganz wesentlich für die Akzeptanz der Ergebnisse (z.B. Vorhersagen oder Empfehlungen), insbesondere auch beim Management. In der Unternehmenspraxis besteht beim Einsatz von ML nicht selten das Problem einer Algorithmus-Aversion:²⁰ der Algorithmus wird als Black-Box und ggf. als Konkurrenz empfunden, und mangelnde fachliche Kenntnisse der Involvierten verstärken diese Empfindungen. Als weitere potenzielle Kritikpunkte an der Qualität der Algorithmus-Ergebnisse werden gerne die Datenqualität/-verfügbarkeit und Strukturbrüche herangezogen.

Grundsätzlich besteht ein Trade-off zwischen der Genauigkeit und der Interpretierbarkeit des Algorithmus (siehe Abbildung 7, rechter Teil). Gerade bei der Einführung dieser Technologie sollten einfache Problemstellungen ausgewählt werden, welche mit leicht interpretierbaren Algorithmen bearbeitet werden können.²¹ Im Zweifel sollte – gerade in der Anfangsphase – dem Aspekt Interpretierbarkeit höheres Gewicht als der Genauigkeit beigemessen werden. Es gilt zunächst Vertrauen in den neuen ML-Ansatz aufzubauen, vor allem und gerade beim Management, das häufig die Ergebnisse zumindest intuitiv verplausibilisieren möchte. Je mehr Zutrauen in die neuen Verfahren gewonnen worden ist, desto eher können auch komplexere Algorithmen eingesetzt werden. Zudem sollte die Möglichkeit gegeben werden, Ergebnisse z.B. für einen Forecast auch manuell anzupassen, um auch nicht in den Daten enthaltenes Wissen einfließen lassen zu können.²²

Es stellt sich die Frage, welche ML-Software für Controller in der Anwendung geeignet ist. Grundsätzlich sind folgende Ansätze denkbar (für einen ersten Überblick über bekannte ML-Softwarelösungen siehe Anhang 1):

- Tabellenkalkulationsprogramme wie bspw. MS Excel
- Spezielle Analytics-Software (z.B. KNIME, Rapid Miner)
- Planungssoftware mit offenen Schnittstellen (z.B. für Python, R)
- Planungssoftware mit eingebauten Analytics-Funktionen (z.B. SAP Analytics Cloud)

Die ML-/Data Science-Software sollte einerseits mächtig („smart“) sein, d.h. umfassende Funktionalitäten zur Nutzung auch von Big Data bieten, zum anderen leicht, d.h. ohne Programmierkenntnisse, bedienbar sein (siehe Abbildung 8). Klassische Tabellenkalkulationsprogramme wie

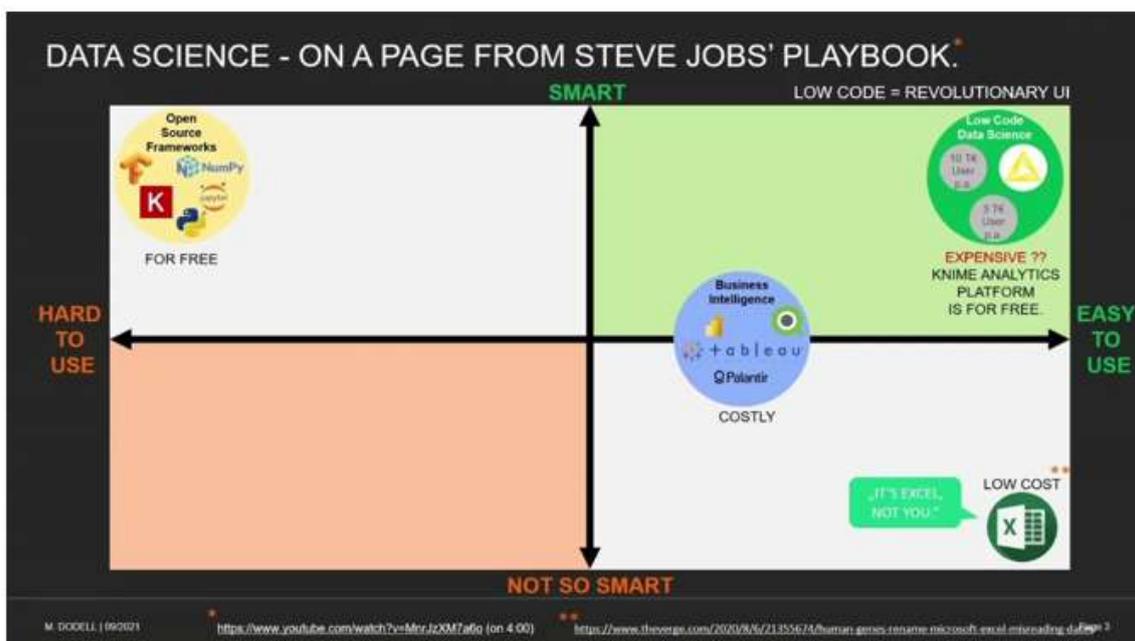
²⁰ Dies und das Folgende vgl. hierzu Holthoff, G./Decher, R. (2020), S. 55–56.

²¹ Dies und das folgende stellen Ergebnisse aus der Diskussion mit den Praktikern der Predictive Analytics Community dar.

²² Vgl. Holthoff, G./Decher, R. (2020), S. 56.

Excel kommen in mehrerlei Hinsicht schnell an ihre Grenzen (schwache ML-Funktionalitäten, begrenztes Datenmanagement etc.) und eignen sich außer für ein paar allererste Versuche nicht. Planungssoftware mit offenen Schnittstellen wie Python und R sind sehr mächtig, erfordern allerdings Programmierkenntnisse in einer Tiefe, welche das Kompetenzprofil eines Controllers i.d.R. überstrapaziert (siehe hierzu das folgende Unterkapitel 2.3). Für Controller in der Praxis geeignet erweisen sich daher vor allem spezielle Analytics-Softwarelösungen mit graphischer Bedienoberfläche wie KNIME oder Rapid Miner: diese erfordern keinerlei Programmierkenntnisse und sind zugleich sehr mächtig im Hinblick auf die Funktionalitäten. Planungssoftware mit eingebauten Analytics-Funktionen vermeidet bzw. vermindert Schnittstellenproblematiken; die Eignung für Controller ist hier im Einzelfall zu prüfen.

Abbildung 8: Data Science Analytics Software – Evaluationsmatrix



Source: https://www.knime.com/fall-data-talks-bringing-business-and-data-science-together-presentations?utm_source=pardot&utm_medium=email&utm_term=23&utm_content=newsletter&utm_campaign=KNIME-Inside (on 2:00)

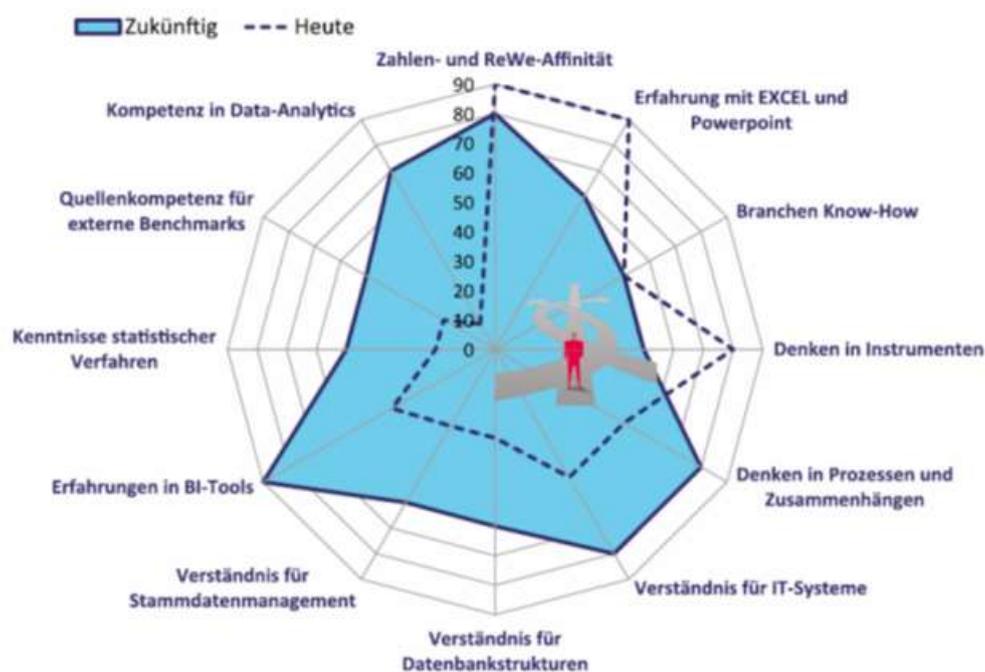
Spezielle nutzerfreundliche Analytics-Software wie KNIME hat eine vollständig grafische Bedienoberfläche, so dass keinerlei Programmierkenntnisse benötigt werden, und ist intuitiv sehr leicht zugänglich. Für alle Schritte der Datenanalyse (Datenpräparation, Modelltraining und -optimierung, Modellevaluation sowie graphische Datenausgabe) stehen vordefinierte Funktionen zur Verfügung. Die Funktionen sind jeweils gut erläutert und bei der Parametereingabe wird der Nutzer geführt. Die Datenanalyse ist sehr übersichtlich graphisch dargestellt (siehe Anhang 2). KNIME (neben anderen) bietet ein umfangreiches Online-Schulungsangebot (synchron und asynchron): Videoclips mit Lehrinhalten, Übungsaufgaben mit Beispieldatensätzen, Testquiz, Best-

Practice-Austausch etc.²³ Controller mit einer soliden Hochschulausbildung können sich daher auch nachträglich – im Sinne von lebenslangen Lernen – die erforderlichen Basis-Kenntnisse zum Einsatz von Data Science aneignen oder sonstige spezielle Weiterbildungsangebote hierzu nutzen. Welche Kompetenzen der Controller – auch zur Sicherung seiner Employability – auf diesem Feld erwerben sollte, wird im folgenden Unterkapitel 2.3 weiter ausgeführt.

2.3 Weiterentwicklung des Kompetenzprofils für Controller

Das künftige Kompetenzprofil des Controllers – abgeleitet aus der zunehmenden Digitalisierung im Controlling – unterscheidet sich z.T. erheblich von dem heutigen (siehe Abbildung 9). Dies gilt insbesondere für IT-bezogene Kompetenzen (bspw. in den Bereichen Datenstrukturen, Datenmanagement, BI-Tools) sowie mathematisch-analytische Kompetenzen (statistische Kenntnisse, Data Analytics).

Abbildung 9: Heutiges und zukünftiges Kompetenzprofil des Controllers



Quelle: Lubos, G. (2020), S. 45.

²³ Für KNIME siehe <https://www.knime.com/learning>; für rapidminer siehe <https://academy.rapidminer.com/>.

Aber auch wenn der Controller Kompetenzen in diesen Bereichen aufbaut bzw. weiterentwickelt, kann und wird er nicht die Rolle und die Aufgaben eines Data Scientists im Unternehmen übernehmen: denn er kann diese fachliche Tiefe an Expertise nicht leisten,²⁴ da er selbst bereits ein umfassendes originäres Aufgaben-Portfolio zu betreuen hat.²⁵ Aber „[d]er Controller muss nicht zum Data Scientist werden, um KI nutzen zu können.“²⁶ Er soll sich mit den neuen technologischen Möglichkeiten zumindest in dem Maße vertraut machen, dass er Basiskompetenzen in der Nutzung erwirbt. In Analogie hierzu ist es heutzutage kaum vorstellbar, dass ein Controller über keinerlei Kenntnisse in der Anwendung von Tabellenkalkulationsprogrammen wie bspw. Excel verfügt.

Umgekehrt ist aber auch nicht zu erwarten, dass der Data Scientist den Controller redundant macht: denn der Data Scientist besitzt zwar – im Gegensatz zum Controller – selbsterklärend eine umfassende fachliche Tiefe in den Themenfeldern Daten und Algorithmen, aber er dürfte i.d.R. über keine dezidierten Controlling-Fachkenntnisse verfügen. Zudem dürfte der Data Scientist mit seiner eher einseitigen fachlichen Ausrichtung die immer wichtiger werdende Controller-Rolle des Business Partners²⁷, welche ein übergreifendes, vernetztes Geschäftsverständnis erfordert, kaum zufriedenstellend ausfüllen können.

Daher wird folgendes Zielbild für das synergetische Zusammenwirken von Controller und Data Scientist vorgeschlagen (siehe Abbildung 10): Der Grundaufbau ist, dass der Controller als Business Partner das betriebswirtschaftliche Problem formuliert und der Data Scientist den Controller – optimalerweise komplementär hinsichtlich der fehlenden Kompetenzen – unterstützt, dieses evidenzbasiert zu lösen. Denn erfolgreiches Business Analytics erfordert ein abgestimmtes Zusammenspiel zwischen beiden Akteuren: Controller und Data Scientist bereiten gemeinsam evidenzbasierte Entscheidungsgrundlagen für das Management vor.²⁸ In der Unternehmenspraxis ist die genaue Aufgabenverteilung im Business Analytics zwischen Controller und Data Scientist davon abhängig, inwieweit der Controller – aufgrund seiner Kompetenz- und Ressourcenbegrenzungen – Unterstützung durch den Data Scientist benötigt.²⁹

²⁴ Vgl. auch Steiner, H./Welker, P. (2016): S. 72.

²⁵ Für einen Kurzüberblick über das typische Aufgabenportfolio eines Controllers vgl. Brühl (2016), S. 11.

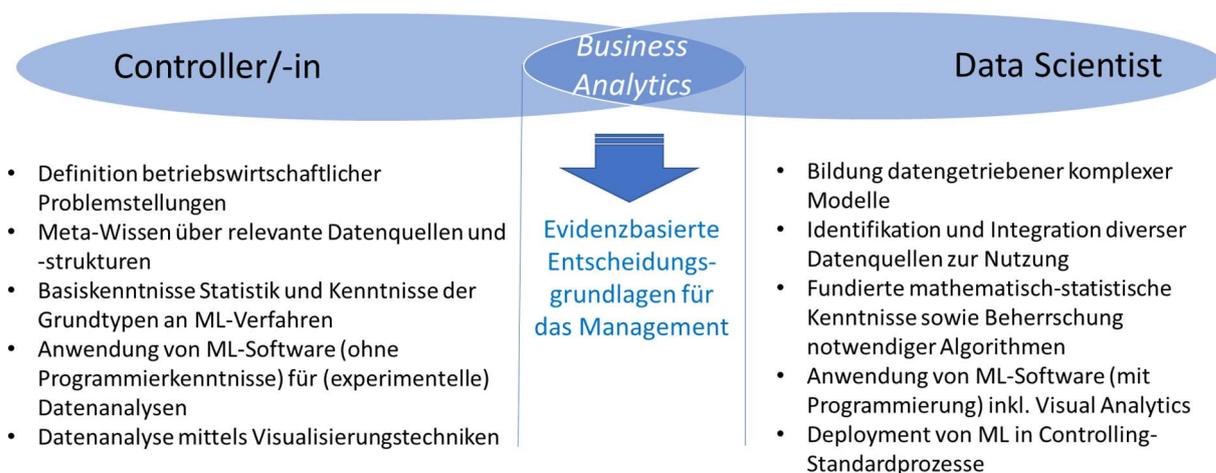
²⁶ Weißenberger, B. (2021), S. 12.

²⁷ Die zunehmende Bedeutung des Business Partnering im Controlling ist bei Horváth, P./Gleich, R./Seiter, M. (2020), S. 28, dargestellt. Für eine Erläuterung der Rolle des Business Partners siehe ebenda, S. 11.

²⁸ Vgl. Steiner, H./Welker, P. (2016), S. 72.

²⁹ Dies zeigte sich in den Diskussionen mit den Teilnehmern der Predictive Analytics Community.

Abbildung 10: Zielbild für synergetisches Zusammenwirken von Controller und Data Scientist



Quelle: eigene Zusammenstellung anhand eigener Primärforschung; Horváth, P./Aschenbrücker, A. (2014), S. 57–59; Lubos, G. (2020), S. 45–50; Seiter, M./Biel, A. (2018), S. 38.

Business Analytics kann vor allem dann nachhaltig und erfolgversprechend in der Unternehmenssteuerung eingesetzt werden, wenn auch das Controlling selbst über die in Abbildung 10 beschriebenen Basiskenntnisse im Data Science verfügt. Für eine effektive und effiziente Zusammenarbeit mit dem Data Scientist ist dies förderlich, z.T. sogar essenziell. Der Controller muss also zur Nutzung von Big Data zumindest Meta-Wissen über Datenquellen und -strukturen aufbauen. Er benötigt Basiskenntnisse der Statistik und Kenntnis der Grundtypen an ML-Verfahren, so dass er versteht, für welche Problemstellungen sich ML-Verfahren zur Lösung eignen. Wenn der Controller schließlich selbst bspw. einfache Hypothesentests mit ML-Software (ohne Programmierkenntnisse) durchführen kann, erschließt sich für ihn noch mehr die Funktionsweise und das Potenzial dieser Technik, sodass er auch Nützlichkeit und Wirtschaftlichkeit des Einsatzes von ML besser beurteilen kann.

Neue Visualisierungstechniken, welche auch und gerade ML-Software bietet, soll der Controller sich aneignen.³⁰ Diese unterstützen die Analyse großer Datenmengen und erleichtern die Kommunikation gegenüber dem Management, so dass richtige Entscheidungen effizienter getroffen werden können. Um komplexe Analysen mit großen, z.T. unstrukturierten Daten standardmäßig

³⁰ Für dies und das Folgende vgl. Losbichler, H./Eisl, C./Plank, T. (2016), S. 46–47. Neue Darstellungsformen wie Treemaps, Heatmaps oder Sankey-Diagramme sind – neben der Datenanalyse mit statistischen Verfahren und Algorithmen – ein wichtiges Analysetool, um menschliche Kreativität für Erkenntnisgewinne zu nutzen, wenn KI (noch) überfordert ist.

in Haupt-Controllingprozesse wie *Planung, Budgetierung und Forecast* oder *Management Reporting* zu integrieren (Deployment), bedarf es dann des Data Scientists.

SCHÄFFER erachtet Kompetenzen in Business Analytics für das Controlling sogar als existenziell.³¹ Da diese Voraussetzung und Grundlage sind, um die Rolle des Business Partners für das Management künftig ausfüllen zu können. Denn die Routinetätigkeiten im gesamten Finanzbereich werden dank KI und RPA zunehmend standardisiert und automatisiert, so dass diese letztlich als „Beschäftigungssicherung“ für das Controlling wegfallen.

Wie nun beigetragen werden kann, dass das Controlling in der Unternehmenspraxis die im Zielbild beschriebenen Kompetenzen erwirbt und besitzt, wird im folgenden Kapitel beschrieben.

³¹ Für dies und das Folgende vgl. Schäffer, U. (2021), S. 89. SCHÄFFER zählt zu den renommiertesten und einflussreichsten Controlling-Professoren im deutschsprachigen Raum.

3 Implikationen für Lehre und Wissenstransfer

Nun gilt es, zum einen die gewonnenen Erkenntnisse in die Lehre einfließen zu lassen, zum anderen hierzu einen Wissenstransfer zu kleinen und mittleren Unternehmen (KMUs) in der Region zu ermöglichen. Denn wie in Abbildung 11 zu erkennen ist, sind weiterhin vor allem traditionelle digitale Technologien (d.h. Standard-BI, Nutzung nur von internen strukturierten Nicht-Echzeitdaten aus einem Data Warehouse) verbreitet, während die hier behandelten modernen Technologien wie *Data Science/Predictive-Analytics-Lösungen* oder *Big Data Appliances* in weniger als einem Drittel der befragten Unternehmen eingesetzt werden.

Abbildung 11: Einsatz traditioneller vs. moderner digitaler Techniken



Quelle: Seufert, A. et al. (2019), S. 4-12.

Der geringe Digitalisierungsgrad lässt sich im Speziellen an dem für das Controlling wichtigen Einsatzgebiet Predictive Analytics³² illustrieren. Für den Großteil der befragten Unternehmen stellt Predictive Analytics „Neuland“ dar, wie sich aus der Abbildung 12 ergibt. Lediglich 5% haben die Technologie erfolgreich in den Controlling-Prozess *Planung, Budgetierung und Forecast* implementiert, weitere 9% befinden sich gerade in der Implementierungsphase. 26% sind in

³² SEITER erachtet Predictive Analytics als das zentrale Element der Controller-Fortbildung, da Voraussagen über künftige Entwicklungen besonders relevant für die Unternehmenssteuerung sind. Vgl. Seiter, M./Biel, A. (2018), S. 38.

einer Experimentierphase, allerdings scheitert in der Praxis nicht selten die Integration in den Standardprozess an Kompetenzdefiziten.³³

Abbildung 12: Einsatz von Predictive Analytics



Quelle: BARC-Studie, 2018

Es besteht also ein großer und dringender Bedarf, die Digitalisierung im Controlling zur Steigerung von Effektivität und Effizienz voranzutreiben. Daher soll hier abschließend skizziert werden, wie die Verwertung der Ergebnisse für die Lehre und den Wissenstransfer erfolgen soll:

Lehre

Die Absolventen der Hochschule können und sollen Innovationen – hier konkret den Einsatz von Data Science im Controlling – in den Unternehmen forcieren. Dazu sollen Studierende der betriebswirtschaftlichen Fakultät mit Schwerpunkt Controlling die erforderlichen Kompetenzen (entsprechend Abbildung 10) erwerben. Dies verbessert deutlich deren Chancen auf dem Arbeitsmarkt: denn gemäß einer Befragung unter Controlling-Verantwortlichen haben Bewerber mit Kompetenzen in Data Mining/Data Science, Big Data, Statistik und ML einen Einstellungsvorteil bei der Besetzung von Controllerstellen.³⁴

³³ Praxisteilnehmer der Predictive Analytics Community wiesen auf dieses Problem hin. Ein Problem ist, dass das Controlling in der Linie dann nicht über die fachlichen Kompetenzen verfügt, Predictive-Analytics-Funktionalitäten in den laufenden Standardprozess erfolgreich zu implementieren und stetig weiterzuentwickeln, um bspw. Umfeldänderungen abzubilden.

³⁴ Vgl. Bley, C. et al. (2021), S. 63.

In einem ersten Schritt (bereits im SoSe 2022) wird im Kompetenzmodul Controlling ein eigenständiger Themenblock „Digitalisierung im Controlling“ eingebettet, in einem zweiten Schritt (mittelfristig) sollen die digitalen Inhalte in alle Controlling-Themenfelder – soweit relevant – integriert werden. Zudem soll zum WS 2022/23 das neue BW-Seminar „Business Analytics im Controlling“ angeboten werden.

Die Studierenden sollen zum einen die grundsätzlichen Entwicklungen und Auswirkungen der Digitalisierung im Controlling kennen und verstehen, zum anderen aber auch konkrete Anwendungsfälle für Data Science im Controlling, z.B. Zielermittlungen für die Planung oder EBIT- und Absatz-/ Umsatzprognosen für den Forecast mittels Predictive Analytics (unter Nutzung von Big Data), erleben. Dies erleichtert das Verständnis für das Potenzial an Effektivitäts- und Effizienzsteigerungen durch die Digitalisierung im Controlling und stärkt das Vertrauen, diese neue Technologie auch im späteren Berufsleben einzusetzen. Ein synergetisches Zusammenwirken des Controllers mit dem Data Scientist – in der späteren Unternehmenspraxis – wird so ermöglicht.

Hierzu gilt es, die Kompetenzen im mathematisch-statistischen Bereich zu stärken sowie das Bewusstsein für Wertigkeit von Daten zu steigern. Ebenso soll die Anwendung einfacher ML-Verfahren (mit graphischer Bedienoberfläche, ohne Erfordernis von Programmierkenntnissen) trainiert werden, z.T. im Eigenstudium mit Lernvideos, Übungen etc. Es existiert ein umfangreiches, häufig kostenfreies Weiterbildungsangebot der Softwareanbieter,³⁵ das ebenfalls eingebunden werden soll. Die Studierenden sollen zu einem eigenständigen Selbstlernen hingeführt werden, um den Einstieg in ein selbstverantwortetes „Lebenslanges Lernen“ zu unterstützen. Nach dem Studium müssen Studierende schließlich eigenverantwortlich ihre digitalen Kompetenzen stetig weiterentwickeln; auf diese Weise können sie hierauf bereits an der Hochschule vorbereitet werden.

Mit der Neuausrichtung des Curriculums dürfte der Schwerpunkt Controlling zudem attraktiver für IT-affine und analytisch starke Studierende werden: genau diese Charaktere benötigt das Controlling der Zukunft.³⁶

³⁵ Als Beispiel für eine kostenlose hoch-qualitative Lernplattform zur Weiterbildung im Bereich Digitalisierung allgemein sei auf openHPI der Universität Potsdam verwiesen (<https://open.hpi.de/>). Ebenso existieren spezielle kostenlose Lernplattformen zum Thema Data Science wie <https://www.kaggle.com/>. Beispiel-Datensets für Übungen sind ebenfalls abrufbar bspw. unter <https://www.kdnuggets.com/>. Auf Lernplattformen für einzelne ML-Softwarelösungen wie KNIME oder rapidminer wurde bereits in Unterkapitel 2.2 verwiesen.

³⁶ Vgl. auch Schäffer, U. (2021), S. 90.

Wissenstransfer

Gerade KMU sind, wie die Ergebnisse zeigen, stark im „Hintertreffen“, was die Erschließung der Digitalisierungspotenziale angeht. Voraussetzung für die Erschließung dieser Potenziale im Controlling ist eine gute Datenqualität. Mit dem Aufzeigen der Potenziale, z.B. durch anschauliche Use Cases aus derselben oder einer verwandten Branche, soll das Streben nach besserer Datenqualität bei den KMUs unterstützt werden. Ausgewählte geeignete Problemstellungen³⁷ sind am Anfang zu identifizieren und zu bearbeiten, z.B. im Bereich Business Analytics mit einem einfachen ML-Verfahren wie dem Entscheidungsbaumverfahren, welches intuitiv leicht verständlich ist. Es geht also eher um eine Digitalisierung in inkrementellen Schritten – mit denen zunächst erste Erfahrungen gesammelt und Vertrauen in die neue Technik aufgebaut werden kann (Proof of Concept) –, als um den einen großen „Wurf“.³⁸

Als Kanäle des Transfers bieten sich gemeinsame Arbeitskreise oder Veranstaltungen von Praktikern und Wissenschaftlern, wie bspw. die bereits erwähnte Predictive Analytics Community der Controller Akademie (der Verfasser hat dort bereits am 03.12.2021 einen Vortrag zum Thema *Machine-Learning-Software für Controller/-innen: ein Anwendungsbeispiel* gehalten³⁹) oder das Landshuter Business Management Forum der Fakultät Betriebswirtschaft. Des Weiteren können auch Veröffentlichungen in Fachzeitschriften für Praktiker zum Wissenstransfer beitragen. Ebenso sucht der Verfasser den direkten Kontakt zu Unternehmen.

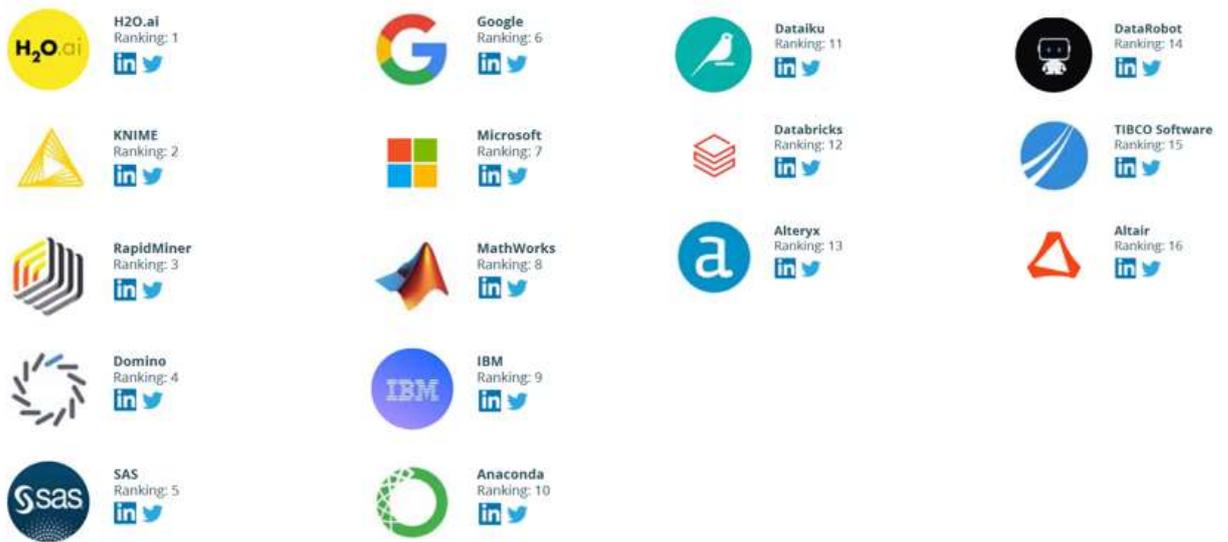
Schließlich erfolgt der Transfer in die Unternehmen hinein auch mittelbar über die Hochschulabsolventen, die mit neuesten Erkenntnissen ausgestattet hier treibende Rollen – wie oben unter dem Punkt Lehre beschrieben – einnehmen sollen.

³⁷ Dies sind Problemstellungen, bei denen die Digitalisierungstechnik einen relativ hohen Nutzen bei relativ geringen Kosten bietet.

³⁸ Vgl. auch Weißenberger, B. (2021), S. 14.

³⁹ Siehe hierzu Dieses (2021a) sowie Dieses (2021b).

Anhang 1: Bekannte Data-Science-/Machine-Learning-Plattformen – Überblick 2021



Quelle: <https://onalytica.com/wp-content/uploads/2021/03/Whos-Who-In-Data-Science-and-ML.pdf>

Anhang 2: KNIME – Graphische Bedienoberfläche

The screenshot displays the KNIME Analytics Platform interface. The main workspace shows a workflow diagram with the following nodes and connections:

- CSV Reader** (Daten einlesen) connects to **Row Filter** (Zellen filtern).
- Row Filter** connects to **Rule Engine** (Klassierung Einkommen filtern).
- Rule Engine** connects to **Color Manager** (farblich markieren).
- Color Manager** connects to **Partitioning** (Top: Train set (75%), Bottom: test set (25%), Stratified sampling).
- Partitioning** connects to **Decision Tree Learner** (Model trainieren).
- Decision Tree Learner** connects to **Decision Tree Predictor** (Vorhersage).
- Decision Tree Predictor** connects to **Scorer (Java Script)** (Model Evaluation I) and **ROC Curve** (Model Evaluation II).
- Partitioning** also connects to **Data Explorer** (Datencheck) and **Scatter Plot** (Datenvisualisierung).

On the right side, a metadata panel for the workflow is visible:

- Title:** KNIME_project
- Description:** No description has been set yet.
- Tags:** No tags have been added yet.
- Links:** No links have been added yet.
- Creation Date:** 2021-11-5
- Author:** dieses

The interface also includes a top menu bar (File, Edit, View, Node, Help), a toolbar with various icons, and a bottom panel with tabs for 'Workflow Explorer', 'Workflow Coach', and 'Node Repository'.

Quellenverzeichnis

Albrecht, M./Schlüter, T. (2020): Erfolgsmodell Data Analytics. Use Cases – Analysestrategien –Wettbewerbsvorsprünge, Berlin: Erich Schmidt Verlag.

Bley, C. et al. (2021): Big Data & Co., in: Controlling – Zeitschrift für erfolgsorientierte Unternehmenssteuerung, 33. Jg., S. 58–66.

Brühl, R. (2016): Controlling. Grundlagen einer erfolgsorientierten Unternehmenssteuerung, 4., überarbeitete und erweiterte Auflage, München: Vahlen.

Dieses, P. (2021a): Machine Learning-Software für Controller/-innen: ein Anwendungsbeispiel, Foliensatz, Predictive Analytics Community Online-Vortrag am 3. Dezember 2021, in: URL: https://www.haw-landshut.de/fileadmin/Hochschule_Landshut_NEU/Ungeschuetzt/Fakultaet-BW/Professoreseiten/Prof_Dr_Patrick_Dieses/Sonstiges/CA_PA_Vortrag_Prof_Dr_Dieses_DRAFT.pdf (07.02.2022).

Dieses, P. (2021b): Machine Learning-Software für Controller/-innen: ein Anwendungsbeispiel, Videoaufzeichnung, Predictive Analytics Community Online-Vortrag am 3. Dezember 2021, in: URL: https://daten.controllerakademie.de/downloads/PA_Community/Event_2021-12-03.mp4 (07.02.2022).

Haneke, U. et al. (2021) (Hrsg.): Data Science. Grundlagen, Architekturen und Anwendungen, Heidelberg: dpunkt.verlag.

Holthoff, G./Decher, R. (2020): Implementierung von Predictive Analytics im Forecasting, in: Controlling – Zeitschrift für erfolgsorientierte Unternehmenssteuerung, S. 52–58.

Horváth, P./Aschenbrücker, A. (2014): Data Scientist: Konkurrenz oder Katalysator für den Controller?, in: Gleich, R./Grönke, K./Kirchmann, M./Leyk, J.: Der Controlling-Berater, Controlling und Big Data, Band 35, S. 47–62, Freiburg/München: Haufe Gruppe.

Horváth, P./Gleich, R./Seiter, M. (2020): Controlling, 14., komplett überarbeitete Auflage, München: Franz Vahlen.

IGC (2017): Controlling-Prozessmodell 2.0. Leitfaden für die Beschreibung und Gestaltung von Controlling-Prozessen, in URL: https://www.igc-controlling.org/fileadmin/downloads/For_members/Controlling_Prozessmodell_2.0.pdf (10.01.2022).

- Langmann, C. (2019):** Digitalisierung im Controlling, Wiesbaden: Springer Gabler.
- Langmann, C./Turi, D. (2020):** Robotic Process Automation (RPA) - Digitalisierung und Automatisierung von Prozessen. Voraussetzungen, Funktionsweise und Implementierung am Beispiel des Controllings und Rechnungswesens, Wiesbaden: Springer Gabler.
- Losbichler, h./Eisl, C./Plank, T. (2016):** Neue Visualisierungsformen auf dem Prüfstand, in: Controlling & Management Review, Sonderheft 1/2016, S. 46–53.
- Lubos, G. (2020):** Künstliche Intelligenz im Controlling, in: CONTROLLER Magazin, Heft 1/2020, S. 45–50.
- Nasca, D./Munck, J. C./Gleich, R. (2019):** Quo Vadis Controlling? Einfluss der Digitalen Transformation auf die Controlling-Hauptprozesse, in: CONTROLLER Magazin, Heft 1 / 2019, S. 78–80.
- Reuschenbach, D./Isensee, J./Ostrowicz, S. (2019):** RPA im Controlling. Steigerung der Effizienz im Reporting durch Robotic Process Automation, in: Gleich, R./Klein Andreas (Hrsg.): Reporting und Business Analytics, Der Controlling-Berater, Band 62, Freiburg/München/Stuttgart: Haufe Group, S. 65–76.
- Schäffer, U. (2021):** „Wir müssen die analytisch starken jungen Leute für das Controlling gewinnen“ [Interview], in: CFO aktuell, 5/2021, S. 88–90.
- Schäffer, U./Weber J. (2016):** Die Digitalisierung wird das Controlling radikale verändern, in: Controlling & Management Review 60 (6), S. 8–15.
- Schäffer, U./Weber J. (2018):** Digitalisierung ante Portas – Die Veränderungen des Controllings im Spiegel der WHU-Zukunftsstudie, in: Zeitschrift für Controlling, 30. Jg., S. 43–48.
- Seiter, M. (2019):** Business Analytics. Wie sie Daten für die Steuerung von Unternehmen nutzen, 2. Aufl., München: Vahlen.
- Seiter, M./Biel, A. (2018):** Business Analytics – Möglichkeiten für die Unternehmenssteuerung, in: Controller Magazin, 3/2018, S. 35–39.
- Seufert, A. et al. (2019):** Digitale Transformation und Controlling. Erkenntnisse aus der empirischen Forschung des ICV, in: Controller Magazin, 1/2019 S. 4–12.

Steiner, H./Welker, P. (2016): Wird der Controller zum Data Scientist, in: Controlling & Management Review, Sonderheft 1/2016, S. 68–73.

Weißberger, B. (2021): Künstliche Intelligenz als Zukunftstechnologie im Controlling, in: Controlling & Management Review, 2/2021, S. 8–16.