

## Vorausschauende Datenanalyse als Treiber der Geschäftstätigkeit

# Advanced und Predictive Analytics

Predictive Analytics hat sich als Begriff in Wissenschaft und Praxis etabliert. Es geht dabei um einen speziellen Bereich der Advanced Analytics, der insbesondere auf die Vorhersage entscheidungsrelevanter Informationen abzielt. Dabei werden zum Beispiel Methoden des Data oder Text Mining genutzt, aber auch methodische Erweiterungen durchgeführt. Advanced Analytics sind jedoch umfassender zu sehen, da diese beispielsweise auch Big Data Analytics und Location Intelligence umfassen – also all das, was über die klassische OLAP-Analyse hinausgeht. Advanced Analytics stellt somit einen Oberbegriff dar, um das Methodenspektrum zur deskriptiven und/oder prädiktiven Datenanalyse in Unternehmensprozessen oder Geschäftsstrategien zu beschreiben.

### Von der Business Analytics zur Predictive Analytics

Unter Business Analytics wird allgemein betrachtet die kontinuierliche Erforschung und Untersuchung vergangenheitsorientierter Geschäftsdaten verstanden, um darin Erkenntnisse sowohl über die abgelaufene als auch die kommende Geschäftstätigkeit zu erlangen, die wiederum in die einzelnen zu planenden Geschäftsaktivitäten einfließen [Fel12]. Die Kontinuität entsteht durch die regelmäßige Ausführung von Analysetätigkeiten, die sich in entsprechender Form in einer Ablauforganisation implementieren lassen. Derartige Aktivitäten sind iterativ, weil im Analyseprozess häufig eher neue Fragen als abschließende Antworten entstehen, die letztlich ebenfalls zu untersuchen sind. So kann die bisherige Geschäftstätigkeit nachvollzogen werden, um Verbesserungen bei zukünftigen Handlungen zu ermöglichen. Die

einzelnen Schritte des Business-Analytics-Prozesses sind in Abbildung 1 schematisch dargestellt.

Das fachliche Verständnis bestimmt die Auswahl der Daten, wobei oftmals Rückfragen beziehungsweise Nachbesserungen erforderlich sind, sodass fachliches und Datenverständnis interdependent sind. Die vorliegenden Daten werden entsprechend aufbereitet in ein Modell überführt. Dabei bringt es die Modellbildung mit sich, dass die Aufbereitung neuerlich durchzuführen ist, wenn beispielsweise ein anderer Algorithmus als ursprünglich geplant genutzt wird. Die erzeugten Modelle sind zu evaluieren und deren Ergebnisse zur Nutzung an die jeweiligen Anwender weiterzuleiten. Die Erkenntnisse aus deren Nutzung fließen wieder als fachliches Verständnis in einen neuen Durchlauf ein.

Bereits seit Ende der 1990er-Jahre ist der KDD-Prozess (KDD = Knowledge Discovery in Databases) mit seinen Schritten der Datenauswahl, Vorverarbeitung, Transforma-

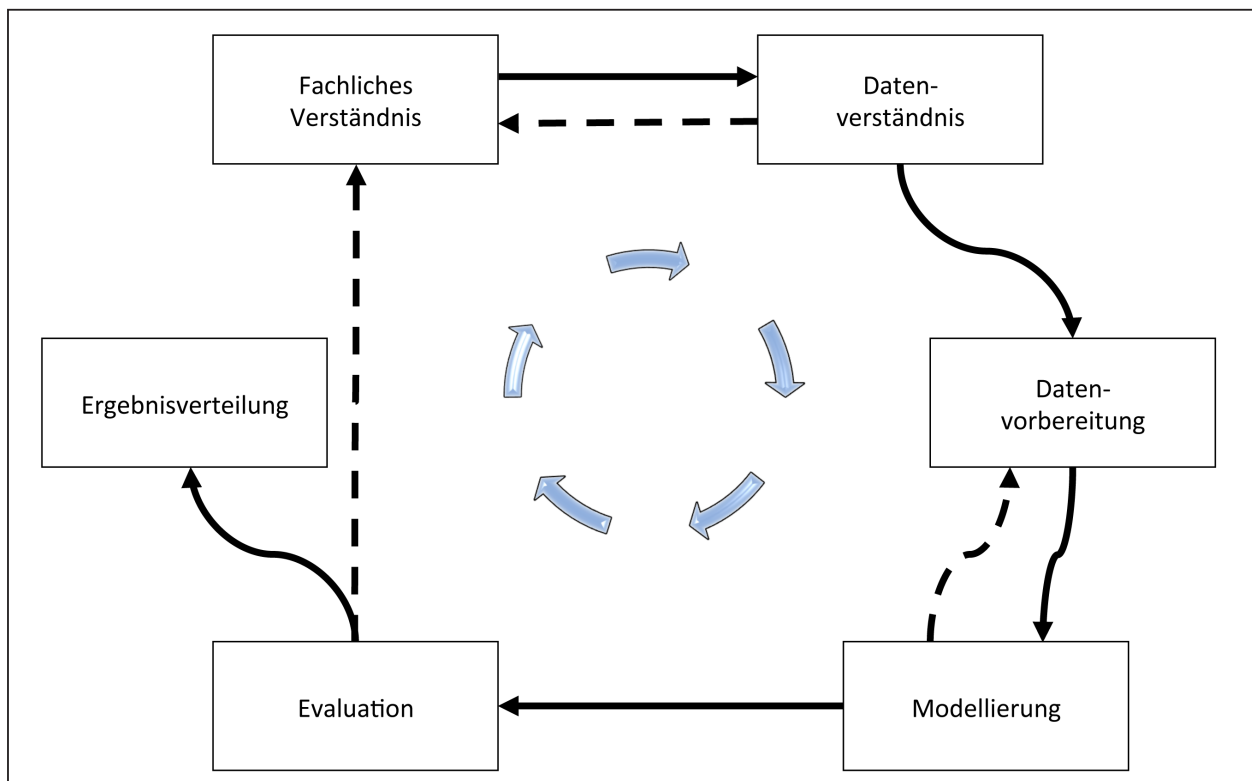


Abb. 1: Schritte der Business Analytics

tion, Data Mining und Ergebnisinterpretation theoretische Grundlage marktgängiger Software. Letztlich basiert auch die Business Analytics auf diesen Vorgehensschritten und erweitert diesen KDD-Prozess um eine Quellenbewirtschaftung zu Beginn und eine fachliche Handlung im Sinne einer zu treffenden Entscheidung und deren Durchsetzung am Ende des Prozesses. Im Weiteren wird der KDD-Prozess um den Evaluationsschritt ergänzt: Er dient dem Vergleich der erzeugten Modellvarianten anhand eines sogenannten Gütemaßes.

Somit liegt nun ein Prozess vor, der eine Langfristigkeit und damit eine strategische Komponente in sich birgt, da die Ergebnisse die Entscheidungsgrundlage für das unternehmerische Handeln darstellen. Fachliche Analyseanforderungen und technische Komponenten zur zielgruppen- und aufgabenadäquaten Unterstützung sind in diesem Prozess gemeinschaftlich zu betrachten, um im Rahmen der Informationslogistik – also die Daten zur richtigen Zeit dem richtigen Empfänger in der richtigen Qualität zur Verfügung zu stellen [DiW08] – eine sinnhafte Vollautomation zu erzeugen.

Das informationslogistische Verständnis der Business Intelligence – also des Prozesses, Daten zu sammeln, aufzubereiten und zur Entscheidungsfindung zur Verfügung zu stellen [ChG06] – mündet in der praktischen Umsetzung eher in eine Standardorientierung mit konsistenten Kennzahlen (Metriken) und Analysen. Sie ist mit vordefinierten Berichtsstrukturen zur Beantwortung vorab definierter Fragestellungen Dashboard-basiert, sodass ein indirekter Zugriff auf die multidimensionalen Strukturen, Berichte und aggregierten Daten stattfindet, was jedoch auch zu einem Exception Reporting, also dem Triggern automatisierter Informationsbereitstellungen bei Schwellenwertüberschreitungen [FeB12], weitergedacht werden kann.

Business Analytics ergänzt das Business-Intelligence-Verständnis um weitere Analysen, zum Beispiel von Geschäftsaktivitäten, und richtet dabei den Fokus auf die Unterstützung interaktiver und erforschender Analysen durch Endanwender. Das Ziel ist die Sammlung neuer Erkenntnisse und damit eine Verständnisgewinnung über vergangene Aktivitäten zur Entdeckung unbekannter Muster/Strukturen in den Datenbeständen. Dabei basiert Business Analytics auf Detaildaten, um einzelne Aktivitäten entsprechend betrachten und analysieren zu können.

## Was bestimmt die algorithmische Diskussion?

Data Mining im Sinne einer Algorithmusanwendung zur Mustererkennung kann gemäß der Aufgabe nach einer rein vergangenheitsorientierten analytischen Zielstellung wie der Clusterung oder einer zukunftsorientierten prädiktiven Zielstellung erfolgen. Die vorausschauende Datenanalyse ist ein Bereich des Data Mining, der sich mit der Vorhersage (Prädiktion) der wahrscheinlichen Zukunft und möglicher Trends auseinandersetzt. Das zentrale Element der prädiktiven Analyse ist der Prädiktor, eine Variable, die für eine einzelne Person oder Einheit gemessen wird, um zukünftiges Verhalten vorherzusagen.

Die **Regressionsanalyse** ist eine Sammlung statistischer Analyseverfahren. Ziel bei den am häufigsten eingesetz-

ten Analyseverfahren ist es, Beziehungen zwischen einer abhängigen und einer oder mehreren unabhängigen Variablen festzustellen. Sie wird insbesondere verwendet, wenn Zusammenhänge quantitativ zu beschreiben oder Werte der abhängigen Variablen zu prognostizieren sind.

Bei einem **künstlichen neuronalen Netz** handelt es sich um einen Graphen mit einer Menge von Knoten, die als Neuronen bezeichnet werden [Pet97]. Die unterschiedlichen Ausprägungen der Verbindungen zwischen Neuronen werden über Gewichte abgebildet. Die Neuronen des am häufigsten genutzten Ansatzes, des Multi Layer Perceptron (MLP), liegen in drei verschiedenen Schichtarten. Die Schicht, in der Neuronen Daten aufnehmen, wird Eingabeschicht, diejenige zur Weitergabe der Daten an die Umwelt Ausgabeschicht genannt. Zwischen diesen beiden liegt mindestens eine verdeckte Schicht [Teu01]. Die Aktivität eines Neurons wird aus der Summe der gewichteten Eingangswerte eines Knotens und einer geeigneten Aktivierungsfunktion berechnet. Die Ausgabefunktion ermittelt den weiterzugebenden Wert [Loh94].

**Prognosen** treffen Aussagen über zukünftige Ereignisse und adressieren Variablen, die nicht oder kaum gestaltbar sind. Grundlage jeder Prognose ist eine allgemeine Stabilitätshypothese: Definierte Grundstrukturen wirken in Vergangenheit und Zukunft unverändert. Bei kurzfristigen (direkten) Prognosen werden vor allem Zeitreihen-Prognosen mittels gleitender Durchschnitte oder exponentiellem Glätten genutzt. Bei mittelfristigen Prognosen finden ökonomische Verfahren zur Trendfortschreibung oder etwa bei Marktprognosen Verfahren mit Wachstumsfunktionen Anwendung. Bei Vorhandensein auch saisonaler Komponenten erfolgt die Trendprognose auf Grundlage von Vergangenheitswerten, die einer Bereinigung unterworfen sind. Indirekte Prognosen erfolgen zumeist mit Hilfe der Regressionsanalyse und ökonomischer Modelle.

Im Rahmen von **Klassifikationsaufgaben** lassen sich **Entscheidungsbäume** einsetzen. Diese funktionieren nach dem Prinzip *Teile und herrsche*. Ein Vorteil von Entscheidungsbäumen ist es, dass aus ihnen gut interpretierbare Regeln generiert werden können. Darüber hinaus sind sie auch für große Datenbestände geeignet, da die Durchlaufzeit für jeden Datensatz nur von der Tiefe des Entscheidungsbaumes abhängt. Grundsätzlich besteht die Gefahr des Overfitting, sodass neue Daten schlechter klassifiziert werden. Ebenso finden Korrelationen zwischen den einzelnen Attributen keine Berücksichtigung [Dun03].

Im Gegensatz zu den meisten Ansätzen wird bei einer Klassifizierung auf Basis des **Bayes-Theorems** nicht versucht, eine Funktion zu erstellen, die explizit eine Klasse bestimmt. Vielmehr wird für ein zu klassifizierendes Objekt die Zugehörigkeitswahrscheinlichkeit zu den verschiedenen Klassen ermittelt und die Klasse mit der höchsten Wahrscheinlichkeit ausgegeben. Dieser wird das Objekt sodann zugeordnet [FrK02].

Das Support-Vector-Modell trennt einzelne Datensätze im Vektorraum durch eine Hyperebene. Dabei wird die Trennungslinie (Support Vector) so gezogen, dass der Abstand zwischen den beiden nächstgelegenen Vertretern der beiden Klassen gleich groß ist. **Support Vector Machines**

Rolle	Aufgabenkomplexe
Innovation Manager Business-Case-Verantwortlicher Big-Data-Strategie Entscheider	Ihre Aufgabe ist das Entwickeln und Erkennen von Geschäftsmodellen oder Anwendungsszenarien für Big Data, wobei eine enge fachliche Verzahnung mit den unterschiedlichen Fachabteilungen sichergestellt werden muss. Fähigkeiten: Verständnis für Daten und Analysen, betriebswirtschaftliche Skills, Management, Business Development, Verständnis der technischen Zusammenhänge, kommunikativ und visionär
Data Scientist	ist dafür zuständig, komplexe analytische Zusammenhänge zu erkennen und umzusetzen. Mit einem hohen Verständnis der Daten und der wirtschaftlichen Zusammenhänge setzen sie komplexe statistische Analyseverfahren ein. Sie sorgen auch für die Kommunikation der analytischen Resultate gegenüber dem Vorstand und dem gesamten Unternehmen.
Big Data Guard	Seine Aufgabe ist das Erkennen und Überwachen rechtlicher und ethischer Fragestellungen im Umgang mit Big Data – gerade in Bezug auf Kundendaten. Fähigkeiten: Rechts- und Datenschutzrichtlinien
Big Data Security	Der Umgang mit Consumer-Massendaten und die teilweise Verarbeitung in der Cloud stellen besondere Anforderungen an die Datensicherheit. Als Teil der generellen IT-Security-Einheit ist hier ein komplexes technisches Verständnis unbedingte Voraussetzung. Enge Vernetzung mit Big Data Guard
Data Hygienists	stellen sicher, dass die Daten bereinigt und richtig sind und auch über den Lebenszyklus der Daten so bleiben. Data Profiling und Cleansing beginnt ganz am Anfang des Projekts, wenn die ersten Daten erfasst werden. Daran sind alle Team-Mitglieder beteiligt, die diese Daten nutzen wollen.
Data Explorers	durchsuchen das Big-Data-Universum, um die Daten aufzufinden, die man im Projekt braucht. Dazu gehört auch die Aufbereitung der Daten für das Projekt, denn die meisten Daten draußen wurden niemals erzeugt, um analytisch untersucht zu werden, sind also weder für eine Analyse geeignet noch gespeichert noch organisiert.
Business Solution Architects	haben die Aufgabe, die identifizierten Daten zusammenzustellen und für die Analyse vorzubereiten. Dazu werden die Daten auch für die erwarteten Abfragen strukturiert. Daten, die im Minuten- oder Stundentakt benötigt werden, müssen dann auch entsprechend aufgefrischt werden.
Campaign Experts	haben die Aufgabe, die Ergebnisse zu interpretieren und entsprechend in Aktionen umzusetzen. Dazu gehören auch das Priorisieren von Kanälen und das Festlegen der Kampagnen-Sequenzen.

Tab. 1: Big-Data-Rollen

sind relativ unempfindlich gegenüber verrauschten Daten. Sind allerdings die beiden Klassen nicht linear separierbar, gibt es zwei Möglichkeiten, trotzdem zu einem Klassifikationsergebnis zu kommen: Man erlaubt dem Modell einen Fehler oder das Klassifikationsproblem wird in einen höherdimensionalen Raum transformiert. Die dort berechneten trennenden Hyperebenen lassen sich wieder in den ursprünglichen Raum zurückrechnen.

## Zunehmende Verarbeitungsmöglichkeiten und Anwendungsfälle

Daten beziehungsweise bereits daraus generierte Informationen zu besitzen ist in den Unternehmen nicht mehr ein Wert an sich. Vielmehr besteht der Wert darin, die Möglichkeit und die Fähigkeit zu besitzen, Informationen aus unübersichtlichen Mengen von Daten und deren heterogenen Strukturen zu identifizieren und Entscheidungsträgern als Grundlage für unternehmerische Entscheidungen zur Verfügung zu stellen.

Mit dem Fokus auf eine Datenauswertung ist dabei zwangsläufig das Thema *Analytics* zunehmend in den Mittelpunkt gerückt. Unter der generellen Überschrift *Advanced Analytics* verbinden sich moderne Verfahren der Auswertung großer Datenvorräte, vor allem Data Mining und maschinelles Lernen auf Grundlage der Künstlichen Intelligenz und statistischer Methoden. Hierin liegt der eigentliche Nutzen: Die Zusammenführung einzelner Komponenten bringt es mit sich, dass der Entscheider heute viel schneller

auf Veränderungen in seinem Unternehmen oder der Unternehmensumwelt reagieren kann. Der strategische Mehrwert von Analytics wird damit deutlich. Entwicklungen der letzten Jahre haben das Image und den Agitationsrahmen von Analytics erweitert: Stichworte wie Systemintegration, Geschäftsprozessorientierung oder Benutzeroberflächendesign werden mit Business Analytics in Verbindung gebracht [OID08].

## Rollen in der Analytics-Diskussion

Letztlich werden Entscheidungen, sofern sie sich nicht mit Hilfe einfacher Entscheidungsregelwerke automatisieren lassen, durch Personen getroffen, nicht durch Maschinen. Im Spannungsfeld der Analytics tauchen unterschiedliche Rollen auf, die mit diesem Thema konfrontiert sind. Originär hat das Beratungsunternehmen McKinsey eine Vielzahl an möglichen Rollen, allerdings im Kontext von Big Data, identifiziert, die in Tabelle 1 skizziert werden [ThB15].

Unter all diesen Rollen sollen an dieser Stelle drei herausgegriffen werden, da diese derzeit häufig thematisiert werden: Entscheider, Business Analyst und Data Scientist. Diese Rollen existieren vordergründig nebeneinander, jedoch weisen sie Überlappungen auf, aus denen erkennbar wird, dass diese im Themenfeld der Analytics Relevanz haben (siehe Abbildung 2).

Unter **Entscheidern** werden Mitarbeiter eines Unternehmens verstanden, die unternehmerische Entscheidungen treffen und verantworten. Diese sind dabei Nutzer von

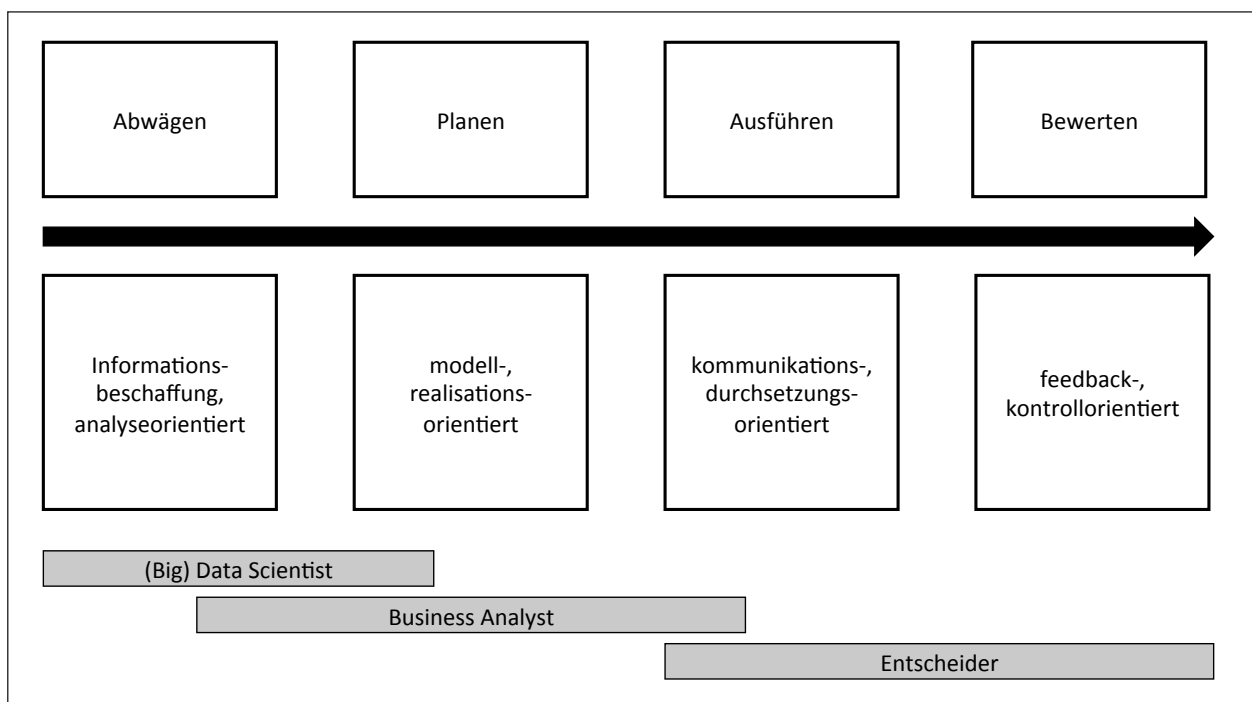


Abb. 2: Allgemeiner Entscheidungsprozess

aufbereiteten und themenbezogenen Datensammlungen (Informationen), um basierend darauf Entscheidungen zum und über den Themenkontext treffen zu können. Eine entscheidungsthemenbezogene Datensammlung stützt sich dabei auf Intuition, Erfahrungen und nicht zuletzt auf (nicht) technische Möglichkeiten zur Entscheidungsunterstützung [Sim55].

Aus Entscheidersicht umfasst Analytics ein Spektrum an Technologien und Methoden, die zur Entscheidungsfindung herangezogen werden können, unter anderem die Vorhersage und Abschätzung der Folgen von Handlungsoptionen, Empfehlungen zur Priorisierung sowie Identifikation und Gewichtung relevanter Einflussgrößen (Treiber). An dieser Stelle wird besonders deutlich, dass Business Analytics eine Erweiterung der Business Intelligence darstellt, da Business Analytics, analog zur Business Intelligence, beschreibenden (deskriptiven) und darüber hinaus prognostischen beziehungsweise erklärenden (prädiktiven beziehungsweise präskriptiven) Charakter hat.

Entscheider sind im Kontext der Analytics in der Regel als *Analyse-Auftraggeber* zu verstehen, die die Ergebnisse als Grundlage für ihre Entscheidungen nutzen. Entsprechend haben sie wesentlichen Einfluss auf die personelle Ausstattung und die Budgetierung der Business-Analytics-Aktivitäten eines Unternehmens. Als Entscheider ist dieser Personenkreis weniger an technischen und methodischen Details interessiert, muss jedoch auf Qualität und Zuverlässigkeit der präsentierten Informationen und Ergebnisse entscheidungsunterstützender Ansätze vertrauen können. Für Entscheider ist es wichtig zu wissen, welche Möglichkeiten zur Entscheidungsunterstützung sich durch Analytics eröffnen, das heißt, für welche Anwendungsfälle und Fragestellungen die Business-Analytics-Ansätze und -Methoden geeignet sind, wie die durch einzelne Business-Analytics-Methoden als Entscheidungsgrundlage gelieferten Ergeb-

nisse aussehen und welchen Mehrwert die Anwendung von Business-Analytics-Methoden bietet.

Unter **Business Analyst** werden die Mitarbeiter eines Unternehmens verstanden, die auf Basis strukturierter und unstrukturierter sowie unternehmensinterner und -externer Daten zur Unterstützung unternehmerischer Entscheidungen beitragen. Business Analysts haben Wissen und Erfahrungen im Umgang mit Quellsystemen, Datenformaten und Datenaufbereitung sowie Business-Analytics-Technologien und -Methoden, um zum Beispiel Modelle zur Vorhersage und Abschätzung der Folgen von Handlungsoptionen zu entwickeln. Sie sind in der Lage, mit Optimierungsverfahren und Szenarioanalysen umzugehen, um Empfehlungen zur Priorisierung zu geben.

Business Analysts sind in der Regel Auftragnehmer im Sinne eines internen Dienstleisters. Sie liefern entweder Berechnungsmodelle, Ergebnisse/Schätzwerte oder bewertete Entscheidungsoptionen. Sie müssen tiefgehendes Wissen zu technischen und methodischen Details haben, um die Eignung bestimmter Inputdaten, einer Methode und die Qualität und Zuverlässigkeit der Empfehlungen und Ergebnisse bewerten zu können.

Die Aufgaben und Kompetenzen eines Business Analyst umfassen darüber hinaus Wissen über den unternehmerischen Kontext: Ein Business Analyst hat tiefreichende Branchenkenntnisse und Expertise in dem jeweiligen Funktionsbereich (zum Beispiel Vertrieb), sodass er neben der reinen Datenanalyse in der Lage ist, fachliche Erfordernisse zu spezifizieren und zu bewerten. Zudem kann er aus Business-Analytics-Ergebnissen unternehmerische Handlungsempfehlungen ableiten und die Anwendung von Business-Analytics-Modellen in Unternehmensprozessen sicherstellen. Ein Business Analyst übernimmt somit Verantwortung dafür, dass Business Analytics den erwarteten Mehrwert liefert.

Im Zusammenhang mit Big Data, charakterisiert nach Volumen, Änderungshäufigkeit (Velocity) und Wahrhaftigkeit (Veracity) [PoF13], ist zunehmend der Begriff des **Data Scientist** gebräuchlich. Damit sind Mitarbeiter gemeint, deren Aufgabe es ist, geschäftsrelevante Erkenntnisse aus Daten zu gewinnen. Sie entwickeln mit wissenschaftlichen Datenanalysemethoden Modelle zur Informationsextraktion und Prognose für Big-Data-Anwendungen. Somit sind sie sowohl Analysten mit IT-Kompetenzen als auch Fachleute mit ihren Anwendungsbereichen ([Bit16] S. 164). Um dieses Profil ausfüllen zu können, müssen sie die klassischen Methoden der Statistik und des Data Mining beherrschen. Ihre besondere Kompetenz erlangen sie dadurch, dass sie Verfahren auch anwenden können, wo klassische Methoden versagen: im Umgang mit großen Datenvolumen in einer verteilten Datenhaltung, strukturell komplexen Daten (NoSQL-Datenbanken) und der echtzeitnahen Verarbeitung (Parallelverarbeitung, Streaming und In-Memory Processing, [Bit16] S. 164).

Ein Data Scientist ist eher mit der analyseorientierten Datenbeschaffung beschäftigt, wohingegen ein Business Analyst die Daten nutzt, um fachliche Modelle zu entwickeln beziehungsweise zu füllen. Der Entscheidungsträger, eher als Ergebniseempfänger zu verstehen, nutzt die erarbeiteten Resultate zur letztlichen Entscheidungsfindung, Umsetzung und Konzeption einer damit verbundenen Erfolgsmessung. Damit ist ersichtlich, dass nicht die einzelne Rolle das definierende und damit abgrenzende Element ist – Analytics ergibt sich aus den unterschiedlichen Perspektiven auf dieses Thema. Durch die Rollen entsteht ein Nucleus, der für alle gleichermaßen gilt. In einigen Quellen werden für Data Scientists insbesondere die hohe IT-Kompetenz und der kreative Umgang mit Daten hervorgehoben (zum Beispiel [Bit16] S. 44). Im vorliegenden Artikel wird bevorzugt der Begriff des Business Analyst verwendet, weil dieser eher den fachlichen Charakter der Aufgaben widerspiegelt.

## Analytics im Unternehmen

Während Business Intelligence in vielen Unternehmen in sogenannten Business Intelligence Competency Centers (BICC) verortet ist, hat eine solche Zuordnung in der Praxis bisher keine generell gültige Einordnung in die Unternehmensorganisation erfahren. Dies ist zum Teil bedingt dadurch, dass Business Analytics sowohl stark fachlich als auch technisch ausgerichtet ist und somit eine klare Zuordnung zu entsprechenden Unternehmensbereichen kaum möglich ist. Oftmals stehen bei Analytics-Initiativen technologische Aspekte im Vordergrund, prozessuale und organisatorische Rahmenbedingungen werden dagegen vernachlässigt.

Für Unternehmen stellt sich daher die Frage, welche organisatorischen und technischen Voraussetzungen zu schaffen sind und wie Analytics auszugestalten ist. Festzulegen sind unter anderem die Ziele, die mit Business Analytics

verfolgt werden, Rollen und Verantwortlichkeiten, gegebenenfalls die personelle Ausstattung und die involvierten Bereiche, organisatorische Schnittstellen und Prozesse, technische Plattformen, Analyseumgebungen, Methoden und nicht zuletzt eine geeignete Einführungsstrategie.

## [ Literatur ]

- [Bit16] Management von Big-Data-Projekten. [www.bitkom.org/Bitkom/Publikationen/Management-von-Big-Data-Projekten.html](http://www.bitkom.org/Bitkom/Publikationen/Management-von-Big-Data-Projekten.html), abgerufen am 20.10.2016
- [ChG06] Chameni, P. / Gluchowski, P.: Analytische Informationssysteme: Business-Intelligence-Technologien und -Anwendungen. Springer 2006
- [Dun03] Dunham, M.: Data Mining. Introductory and Advanced Topics. Upper Saddle River 2003, S. 58ff.
- [DiW08] Dinter, B. / Winter, R.: Integrierte Informationslogistik. Physica, Wiesbaden 2008
- [Fel12] Felden, C.: siehe <http://www.enzyklopaedie-der-wirtschaftsinformatik.de/lexikon/daten-wissen/Business-Intelligence/Analytische-Informationssysteme--Methodender-/Business-Analytics>, abgerufen am 20.10.2016
- [FeB12] Felden, C. / Buder, J.: Entscheidungsunterstützung in Netzgesellschaften. In: Wirtschaftsinformatik, 1 (2012), S. 17–32
- [FrK02] Friedman, N. / Kohavi, R.: Bayesian Classification. In: Klösgen, W. / Zytkow, J. (Hrsg.): Handbook of Data Mining and Knowledge Discovery. New York 2002, S. 282–288
- [Loh94] Lohrbach, T.: Einsatz von Künstlichen Neuronen Netzen für ausgewählte betriebswirtschaftliche Aufgabenstellungen und Vergleich mit konventionellen Lösungsverfahren. Göttingen 1994, S. 23
- [OLD08] Olson, D. L. / Delen, D.: Advanced Data Mining Techniques. Springer 2008, S. 151ff.
- [Pet97] Petersohn, H.: Vergleich von multivariaten statistischen Analyseverfahren und künstlichen neuronalen Netzen zur Klassifikation bei Entscheidungsproblemen in der Wirtschaft. Frankfurt am Main et al. 1997, S. 84
- [PoF13] Pospiech, M. / Felden, C.: Big Data – Stand der wissenschaftlichen Betrachtung: Zu viele Daten, zu wenig Wissen. In: BI-Spektrum, 01-2013, S. 7–14
- [Sim55] Simon, H. A.: A Behavioral Model of Rational Choice. In: The Quarterly Journal of Economics, Vol. 69, No. 1, 1955, S. 99–118, online unter [www.math.mcgill.ca/vetta/CS764.dir/bounded.pdf](http://www.math.mcgill.ca/vetta/CS764.dir/bounded.pdf), abgerufen am 20.10.2016
- [Teu01] Teuteberg, F.: Agentenbasierte Informationsserschließung im World Wide Web unter Einsatz von Künstlichen Neuronen Netzen und Fuzzy-Logik. Lohmar/Köln 2001, S. 78
- [ThB15] Thomsen, C. / Bleiholder, J.: 10 Big-Data-Mythen geradegerückt. IT-Management 29.10.2015, [www.it-daily.net/analysen/11637-geradegerueckt-10-big-data-mythen](http://www.it-daily.net/analysen/11637-geradegerueckt-10-big-data-mythen), abgerufen am 20.10.2016

---

**Prof. Dr. Carsten Felden** ist Direktor des Instituts für Wirtschaftsinformatik an der TU Bergakademie Freiberg (Sachsen). Zentrale Forschungsthemen sind Business Analytics, Data Warehousing, XBRL und BI-Reifegradmodelle. Er ist Vorstandsvorsitzender des TDWI Germany e.V. **E-Mail:** [Carsten.Felden@bwl.tu-freiberg.de](mailto:Carsten.Felden@bwl.tu-freiberg.de)

---