



© PanumaS – www.stock.adobe.com

# Advanced Analytics im Controlling

## Verbesserung der Planungsqualität durch Contributor Analytics

von Karsten Oehler

Nachdem Forecasting und Simulation in den Beiträgen Teil eins und zwei betrachtet worden sind, geht es **in diesem dritten Beitrag** darum darzustellen, wie der manuelle Anteil der Planung mit modernen Analysemethoden hinsichtlich Qualität verbessert werden kann.

Das Einsammeln von dezentral erzeugten Informationen ist Bestandteil einiger Controlling-Prozesse. Am prominentesten erscheint hierbei die Bottom-Up-Budgetierung. Aber auch andere Prozesse wie Forecasting oder Risiko-Management sind eng mit dem Einsammeln dezentral erfasster Daten verbunden. Dabei kommt es häufig zu inhaltlichen Problemen. Nach einer Studie von BARC sehen 42% der befragten Unternehmen die Qualität der Planungsergebnisse als größeres Problem an.<sup>1</sup>

### Ausgangssituation

Die Qualitätsprobleme bei der Datenlieferung sind vielfältig. Ein Beispiel ist die innerbetriebliche Leistungsabstimmung: Geplante Leistungen zwischen Bereichen sind häufig nicht genau abgestimmt. Aber auch andere Inkonsistenzen bis hin zur bewussten Manipulation gefährden die Aussagekraft der gemeldeten Daten. Es ist hinlänglich bekannt, dass eine schlechte Planung Geld kostet: Fehlallokationen intern und Vertrauensverlust extern wirken auf den Unternehmenswert.

**„Es ist hinlänglich bekannt, dass eine schlechte Planung Geld kostet.“**

Können hier Methoden zu Advanced Analytics helfen? Es ist naheliegend, solche Methoden auch im Rahmen der skizzierten Prozesse anzuwenden. **„Contributor Analytics“ (CA) beschreibt eine Methode, über analytische Methoden Ausreißer und Muster zu erkennen** und in einem systematischen Prozess zu analysieren und hieraus zu lernen. Konzeptuell fängt man dabei nicht bei null an, sondern kann auf Erfahrungen anderer Fachgebiete aufsetzen: Betrugserkennung ist beispielsweise schon ein älteres, methodisch gut unterstütztes Fachgebiet.<sup>2</sup> Advanced-Analytics-Methoden werden auch bei Unternehmen mit umfassenden Aktivitäten mit Geschäftspartnern und großem Volumen zur Kreditwürdigkeitsprüfung eingesetzt. Es geht allerdings nicht nur um betrügerisches Handeln. Nachlässigkeit oder (zu

hoher) Optimismus verschlechtern genauso die Planungsqualität und sind ebenfalls Ziele von Contributor Analytics.

Hierbei kann zudem auf Erfahrung mit Plausibilitätsprüfungen angeknüpft werden, wie sie mittlerweile in vielen Planungslösungen zum Einsatz kommen. Eine Validierung von Melde-daten kann online oder offline erfolgen, wobei meist nur einfache Sachverhalte geprüft werden. Sind beispielsweise alle Daten vollständig? Werden Vorgaben (zum Beispiel Renditeerwartungen) eingehalten?

CA-Methoden gehen aber weiter, indem beispielsweise auch Daten einbezogen werden, die nicht Bestandteil des Meldeprozesses sind. Aus der isolierten Betrachtung eines einzelnen Meldedatums lässt sich häufig nicht viel erkennen. Kontextinformationen können da schon ergiebiger sein. So könnte beispielsweise ein Bereichsverantwortlicher immer später auf prognostizierte Nachfrageveränderungen reagieren als seine Peers. Auch können Eigenschaften der Planer wie beispielsweise Erfahrung im Meldeprozess in die Analyse einfließen. Das Ergebnis einer automatischen Analyse ist allerdings meistens keine eindeutige Regelverletzung, sondern zunächst erst einmal ein Indikator mit einer Wahrscheinlichkeit einer Unregelmäßigkeit. Durch nachfolgende Analysen kann dann entsprechend kategorisiert werden, was Machine-Learning-Methoden später zur automatischen Klassifikation nutzen können.

In diesem Beitrag sollen die Möglichkeiten einer Unterstützung des Planungsprozesses durch Advanced Analytics dargestellt werden. Die zentrale Aufgabenstellung ist, wie solche Unregelmäßigkeiten möglichst

- automatisiert und strukturiert erkannt,
- in einem strukturierten Prozess geklärt und gegebenenfalls behoben und
- dabei Lerneffekte genutzt werden können.

## Meldeprozesse

Es gibt verschiedene Controlling- und controllingnahe Prozesse, bei denen Informationen gemeldet und verdichtet werden:

- Im Rahmen der Budgetierung wird auf der dezentralen Ebene geplant. Es gehen viele

subjektive Einschätzungen in die Willensbildung mit ein. Des Weiteren stellt sich die Frage, ob Entscheidungen in Bezug auf den Planungskontext konsistent sind. So ist es beispielsweise auffällig, wenn ein Planer im Vergleich zu Peers zu hohe Rabatte plant oder die Vertriebskosten im Zeitvergleich zu hoch sind. Auch unterscheiden sich die Einschätzungen der Planer häufig hinsichtlich der wirtschaftlichen Entwicklung.

- Auch manuelle Forecasts sind in der Regel subjektiv verzerrt. Insbesondere wenn der Forecast die Grundlage eines Target Setting liefert, fällt Objektivität schwer. Wenn ein Fachverantwortlicher weiß, dass seine Prognose Grundlage einer Zielvorgabe werden kann, wie wird er dann schätzen?
- Ähnliches gilt auch für die Einschätzung von Risiken im Risikomanagementprozess. Die Erfassung erfordert hier ebenso eine lokale, subjektive Einschätzung der zukünftigen Situation, da Risiken in der Regel als mögliche Abweichung vom Ziel definiert werden. Unwahrscheinliche Risiken (Tail Risks) lassen sich allerdings besonders schwer einschätzen, so dass natürlich Zweifel angebracht sind, inwieweit hier CA-Methoden aufgrund der üblicherweise dünnen statistischen Basis wirklich helfen können. Aber auch hier könnten beispielsweise Peer-Vergleiche einen besseren Beurteilungsrahmen abgeben.
- Im Rahmen des Konzern-Controllings können auch Meldedaten zum Abschluss verdichtet werden. Diese Daten sind nicht unbedingt manuell erfasst worden. Dennoch können sich auch hier Inkonsistenzen eingeschlichen haben.

## Qualitätsprobleme bei Meldeprozessen

Wie schon skizziert, sind die Qualitätsprobleme vielfältig. Welche Probleme lassen sich diagnostizieren?

- Ursache von Ungereimtheiten können einfache Erfassungsfehler sein. Diese können bei der direkten Eingabe der Meldedaten, aber schon bei der Verarbeitung in den Vorsystemen erfolgt sein. Grundsätzlich kann hier versucht werden, bereits direkt oder in den Vorsystemen durch Echtzeitplausibilisierung einzuwirken. Dies lässt sich aber nicht immer

umsetzen, insbesondere wenn weitere Datenquellen notwendig sind.

- Abweichungen können aufgrund zeitlicher und sachlicher Differenzen auftreten, die aus mangelnder Abstimmung der teilnehmenden Bereiche oder Unternehmen resultieren. Zwar lassen sich Abstimmungsdifferenzen durch spezielle Verfahren wie das Follower-Leader-Prinzip weitgehend vermeiden: Wenn nur eine Leistungsbeziehung eingetragen werden kann, die vom Gegenüber nur bestätigt werden muss, ist eine Abweichung gar nicht möglich. Nicht immer besteht jedoch die Leistungsbeziehung in einer expliziten Planung von Leistungsnachfrage und Leistungsangebot.
- Denkfehler wie Overconfidence-Bias, Anker-Effekt, Induktion sind einige der Effekte, die eine Planung massiv stören können. Eine solche Wahrnehmungsverzerrung führt vermutlich zu einer zu optimistischen oder zu pessimistischen Einschätzung. So könnte die Planung eines Vertriebsverantwortlichen kontinuierlich positiver ausfallen als die der Kollegen. Wenn die prognostizierte Entwicklung dann auch eintritt, ist die ambitionierte Planung nicht zu beanstanden. Durch die Zusammenführung von Plan und Ist über mehrere Perioden könnte sich aber der Planwert als übertriebener Optimismus darstellen. Insbesondere wenn solche Abweichungen regelmäßig auftreten, sollte dies zum Einschreiten der übergeordneten Instanz führen.
- Bewusste Manipulationen dürften am schwersten zu erkennen sein, da hier häufig auch ein Wille zur Verschleierung vorhanden ist. Dies kann sich beispielsweise auf die Bewertung beziehen. Die bewusste Manipulation ist von der Motivation her vielschichtig und geht hin bis zum vorsätzlichen Betrug. Letzteres dürfte in üblichen Meldeprozessen seltener vorkommen als beispielsweise im operativen Versicherungs- oder Kreditkartengeschäft. Wahrscheinlicher ist die Ausnutzung von Bewertungsspielräumen zugunsten eigener Ziele. Abwanderungsabsichten können beispielsweise zu Aktivitäten mit dem Ziel einer kurzfristigen Bonusoptimierung führen. Wenn also ein Planer die übliche Investitionsquote deutlich unterschreitet, können eigene Ziele stärker in den Vordergrund gerückt sein, sodass beispiels-

weise der kurzfristige Erfolg zulasten der Substanz forciert wird.

Abbildung 1 zeigt einige typische Anomalien im Planungsprozess. Die Elemente auf der rechten Seite sind deutlich schwerer herauszuarbeiten und erfordern den entsprechenden Einsatz analytischer Verfahren.

### Methodische Aspekte

Herz eines solchen Ansatzes ist das maschinelle Lernen. Maschinelles Lernen kann überwacht und unüberwacht erfolgen. Unüberwachtes Lernen sucht nach Auffälligkeiten und eignet sich als Startpunkt für Contributor Analytics. Aus den identifizierten und klassifizierten Auffälligkeiten lassen sich in einem zweiten Schritt Regeln ableiten, die dann automatisiert zu Anwendung kommen. Dies setzt voraus, dass die Beurteilungsfälle systematisch mit Attributen und Beurteilungsergebnissen gespeichert werden. Überprüfte Daten sollten entsprechend systematisch in einer Erfahrungsdatenbank gesammelt werden. Zunächst startet man mit einer Suche nach Auffälligkeiten und Mustern. Von Bedeutung können beispielsweise folgende Auffälligkeiten sein:

- Wert zu hoch/zu niedrig
- Fehlende Werte
- Wert zu niedrig und Begründung nicht schlüssig
- Unübliche Kontierung, Projektzuordnung
- Umkehr von Trends oder gegenläufige Trends. Beispielsweise geht ein Planer von einem Abschwung aus, alle anderen Beitragenden sehen die wirtschaftliche Entwicklung hingegen positiv
- Signifikante Abweichung zum Vorjahr/ Vorquartal/Vormonat
- Abweichung von Anlaufkurven bei Produkteinführungen

Welche Algorithmen können zum Einsatz kommen?

- Ein einfacher Einstieg ist eine erweiterte Suchfunktion: Eine hohe Anzahl der Datenpunkte – verbunden mit der Kombinatorik – erschwert ein manuelles Auffinden von Auffälligkeiten. Die Analyse von nur 9 Produkten, 9 Regionen, 6 Konten und  $2 \times 4$  Hierarchieelementen über 12 Perioden führt zu

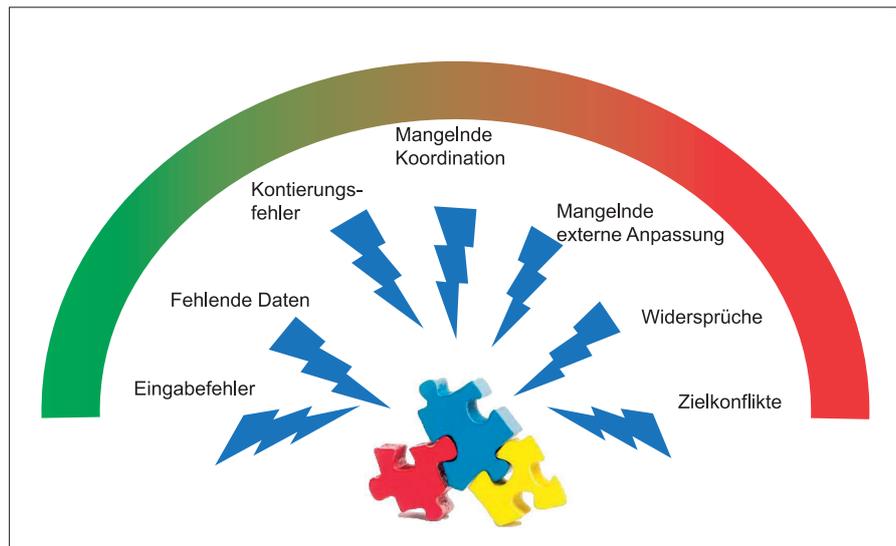


Abb. 1: Übliche Qualitätsmängel

mehr als 12.000 potenziell auffälligen Positionen. Traditioneller Einstiegspunkt ist häufig die Aggregation (zum Beispiel Verdichtung über alle Produkte oder Regionen). Diese Analysestrategie hat den Nachteil, dass sich Auffälligkeiten im Detail auf höherer Ebene ausgleichen bzw. sich in der relativen Wirkung abschwächen. Der übliche Drill-down, also das Bohren von der hohen Ebene ins Detail, greift dann nicht, da auf der aggregierten Ebene fehlender Handlungsbedarf induziert wird. Hier kann ein Filter helfen: Es wird eine Suche nach Abweichungen und Muster über alle Kombinationen aus detaillierten und verdichteten Elementen durchgeführt. Eine Hitliste zeigt die Planungspositionen, die besonders große Abweichungen zeigen. Wo sind beispielsweise die größten Sprünge von Vorperioden zur aktuellen Periode zu erkennen?

- Ein wichtiger Punkt bei der Ausreißeranalyse ist die synchrone Betrachtung mehrerer Faktoren. Mit dem eben vorgestellten Filter werden im Wesentlichen isolierte Ausreißereffekte betrachtet, also beispielsweise die Absatzentwicklung eines Produkts in einer Region. Mögliche Abhängigkeiten lassen sich so nicht erkennen. Eine einfache Analyse nutzt die Regression, um mehrdimensionale Korridorüberschreitungen zu identifizieren. Werden hingegen univariate Kennzahlen wie beispielsweise Umsatzrenditen betrachtet, läuft man Gefahr, auffällige Entwicklungen in den enthaltenen Positionen zu übersehen. Zum Beispiel könnte der (prognostizierte) Umsatz eines Untersuchungsbereichs sinken, während seine Vertriebskosten steigen. In der Einzelbetrachtung bleibt diese Auffälligkeit verborgen, in der Kombination erkennt man den Ausreißer (vgl. Abbildung 2).

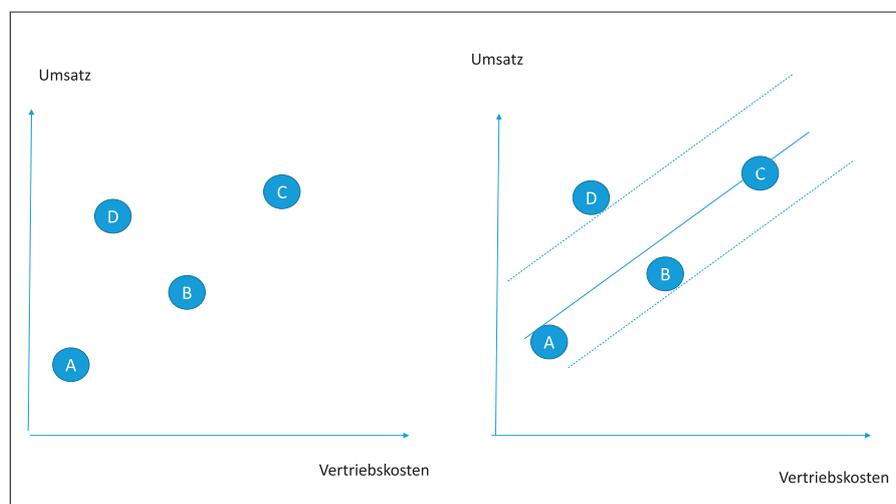


Abb. 2: Multivariate Ausreißererkennung

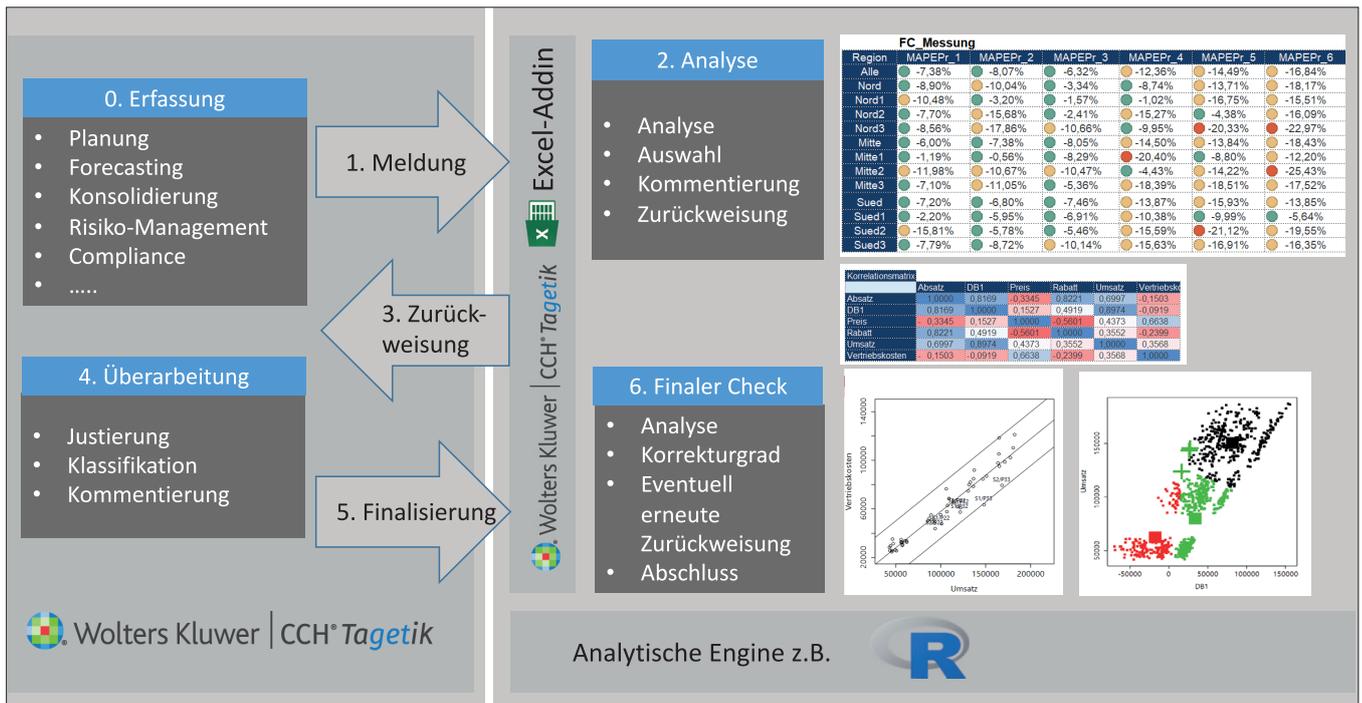


Abb. 3: Ein exemplarischer Analyseprozess auf der Basis von Tagetik

- Ein alternativer Ansatz ist die Segmentierung. Der Algorithmus (z.B. kMeans) sucht nach Zentren. Eine Ausreißeranalyse auf der Basis der Segmentierung betrachtet häufig Cluster in Form von Punktwolken. Elemente, die einen gewissen Abstand vom Mittelpunkt einer dieser Wolken überschreiten, werden als Ausreißer bezeichnet. So könnte gerade eine Mittelwert-Kombination aus Preis und Qualität auffällig sein, da hoher Preis und hohe Qualität und niedriger Preis und niedrige Qualität die beiden Zentren darstellen.
- Hilfreich können auch Strukturanalysen sein. Wenn bestimmte Vertriebsmitarbeiter primär Altprodukte fokussieren, neue hingegen vorsichtiger planen, kann dies durch einen Strukturvergleich sichtbar gemacht werden.
- Komplexere Faktorkombinationen sind schwerer zu erkennen. Ein Hockeyschlägereffekt ist beispielsweise ein komplexes Konstrukt, welches erst mal erkannt werden muss. Auch können Lebenszyklen als Grundlage einer Plausibilitätsprüfung hilfreich sein. Ist der Zenit eines Produkts beispielsweise überschritten, erscheint es auffällig, wenn der Planer dennoch Wachstum plant. Üblicherweise erwarten die Algorithmen einfache Datenstrukturen. Damit sind interperiodische Beziehungen aber nur schwer linearisierbar. Kennzahlen wie Average Growth Rate, Dauer einer Wachstumsphase oder

gleitende Durchschnitte können als Kennzahlen zur Beschreibung solcher Sachverhalte herangezogen werden.

- Alternativ gibt es nahezu unzählige weitere Ansätze zur Anomalieerkennung. Die Benford-Analyse betrachtet beispielsweise die Häufung der ersten oder zweiten Ziffern einer Zahl und vergleicht sie mit einer bestimmten Häufigkeitsverteilung. Sachverhalte wie das Splitten von Positionen, um Limits zu umgehen, fallen bei dieser Analyse auf.

### Ausgestaltung eines Meldeprozesses

Wie kann so ein Ansatz nun in einen bestehenden Planungs- oder Forecasting-Prozess integriert werden? Idealerweise sollte ein solches Verfahren mit den Arbeitsschritten eng verzahnt sein. Viele Planungslösungen verfügen über eine eigene Workflowsteuerung zur Freigabe, Weiterleitung und Rückweisung von Meldedaten. In diesen Prozess kann auch Contributor Analytics eingebunden werden. Eine geeignete Planungslösung sollte einige Voraussetzungen mitbringen:

- Die Meldedaten sollten in einfachen Datenstrukturen abgelegt werden. Für die Algorithmen notwendige Aufbereitungen sind dann einfacher durchzuführen.

- Es sollte die Möglichkeit geben, Zusatzinformationen in der Anwendung strukturiert hinterlegen zu können.
- Ein Workflow sollte unterstützt werden. Da eine hohe Interaktion notwendig ist, ist eine strukturierte Kommunikation zu unterstützen.
- Das Thema ist noch innovativ. Dementsprechend ändern sich die strukturellen Anforderungen. Die Offenheit der Lösung, um Werkzeuge wie R oder Python einbinden zu können, ist von Vorteil.
- Eine Lernkomponente (siehe nächster Abschnitt) ist nicht notwendig, aber durchaus hilfreich.

So könnte ein typischer Workflow aussehen: Die Daten werden wie bisher dezentral geplant und zur Prüfung eingereicht. Die Analyse kann gestartet werden, wenn alle Meldedaten eingegangen sind. Der übergeordnete Manager kann auch einzelne Analysen starten. Die Ergebnisse werden in der Regel in Form einer Hitliste präsentiert. Wichtig ist eine Markierungsspalte zur Sammlung von Auffälligkeiten, einem Kommentarfeld, um Anmerkungen zu hinterlegen, Fragen zu stellen sowie die Möglichkeit, gegebenenfalls priorisieren zu können. Bei einer höheren Priorität können beispielsweise ausführliche Informationen vom Planer verlangt werden.

Nach Abschluss der Analyse und dem Auftreten von Auffälligkeiten wird die kommentierte Liste den jeweils dezentralen Planungsverantwortlichen übermittelt. Der Status im Workflow wird in diesem Fall auf „zurückgewiesen“ gesetzt. Der Planungsverantwortliche muss die Auffälligkeiten bearbeiten. Er kann nun verschiedene Begründungen hinterlegen und gleichzeitig Änderungen vornehmen. Eine Begründungsorganisation könnte wie folgt aussehen:

**Die Anomalie ist begründet:**

- Besondere Situation (Begründung)
- eine Maßnahme ist aufgesetzt (Beschreibung)
- Einschätzung ist realistisch (Begründung)

**Es erfolgt eine Korrektur aufgrund:**

- Fehlerhafter Eingabe
- der ursprüngliche Wert war zu optimistisch
- der ursprüngliche Wert war zu pessimistisch
- andere Gründe für die Korrektur (Begründung)

Die Daten werden nun erneut eingereicht und können in einer weiteren Runde von der vorgeetzten Instanz erneut analysiert werden.

Exemplarisch sei dieser Prozess anhand der Planungslösung Tagetik dargestellt (siehe [Abbildung 3](#)).

Einige besondere Aspekte sind zu berücksichtigen:

- Wie kann man nun vermeiden, dass zu viele Ausnahmemeldungen generiert werden? In der Regel sollten Hitlistenfunktionen bereitstehen. Über Erfahrungswerte ließen sich Schwellenwerte ermitteln. Allerdings ist das auch auswertungsübergreifend zu betrachten. Hier können vergangene Qualitätssteigerungserfolge zur Gewichtung herangezogen werden.

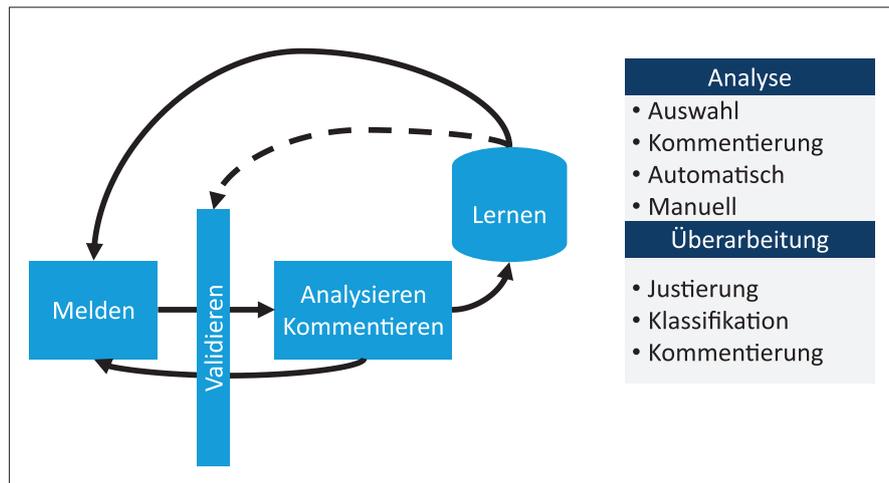


Abb. 4: Lernen mit Contributor Analytics

- Zu diskutieren ist, wie die Rücksprache mit dem Planer erfolgen soll. Im Falle einer bewussten Manipulation kann eine frühzeitige Durchsprache problematisch sein, da man hier dem Mitarbeiter Hinweise auf sein Verhalten gibt und ihn damit möglicherweise indirekt bei der Verbesserung einer möglichen Verschleiерungsstrategie unterstützt. Eine Einbindung der Revision im Rahmen dieses Prozesses wäre denkbar. In der Regel wird aber von einem offenen Umgang im Meldeprozess ausgegangen, da das Lernen und nicht die Suche nach Manipulation im Vordergrund steht. Das Wissen um die detaillierte Analyse der Daten sollte zu sorgfältigem Planen motivieren.

**Lernprozess**

Durch den Adaptionsprozess kann das System lernen, die Anomalien zu klassifizieren. Entdeckte Inkonsistenzen werden als Grundlage für eine Automatisierung herangezogen. [Abbildung 4](#) zeigt die Informationsströme in einem solchen Lernprozess. Alle Ergebnisse des Meldeprozesses, auch die Kommunikation, werden gespeichert. Diese Daten stehen im Rahmen

zukünftiger Prozessausführungen und Analysen zu Verfügung.

Hilfreich sind dabei Kennzahlen wie beispielsweise der Korrekturfaktor (Anzahl der Korrekturen im Verhältnis der aufgetretenen und kommunizierten Auffälligkeiten). Solche Kennzahlen sollten regelmäßig beobachtet werden, um Akzeptanz und Lerneffekte identifizieren zu können.

Aus den Erkenntnissen können auch Echtzeit-Plausibilisierungen erzeugt werden. Die Erklärungskomponente ermöglicht ein besseres Verständnis der Planungsentscheidungen. Damit lässt sich nicht nur die Plausibilität, sondern auch die Planungsarbeit aktiv unterstützen. Zwei Beispiele:

- 1) Es könnten Hinweise auf den Lebenszyklus und den aktuellen Status gegeben werden.
- 2) Auf Aktivitäten anderer Planer in ähnlichen Konstellationen kann hingewiesen werden. Auch können automatisch Vorschlagswerte auf der Basis von Peers oder früheren Korrekturen generiert werden.

**Faktoren für einen erfolgreichen Einsatz**

Eine Unterstützung der skizzierten Probleme durch Advanced Analytics scheint naheliegend. Dennoch ist der Aufwand nicht zu unterschätzen. Unternehmen müssen sich im Klaren darüber sein, dass auch ein solcher Einsatz kein Garant für eine Planungsverbesserung ist. Einige der folgenden Indikatoren geben zumindest Hinweise auf einen erfolgreichen Einsatz:

**Autor**



**Prof. Dr. Karsten Oehler**

ist Professor für Controlling an der Provis Hochschule Frankfurt und Solution Architect und Domain Expert für Advanced Analytics bei CCH Tagetik in Unterschleißheim. Er beschäftigt sich seit vielen Jahren mit der Ausgestaltung von Informationssystemen im Controlling.

E-Mail: karsten\_oehler@yahoo.de

- Das Advanced-Analytics-Werkzeug sollte geeignete Methoden relativ unkompliziert bereitstellen. Zum Auffinden von Inkonsistenzen gehört viel Neugier, aber nicht jede Methode führt zum Ziel. Dementsprechend muss das Werkzeug flexibel sein und zum Ausprobieren anregen. Erfahrungen im Einsatz des Advanced-Analytics-Werkzeugs sind hilfreich.
- Eine enge Anbindung an den Planungsprozess ist sinnvoll. Bei einer Anomalieerkennung sind weitere Analysen zum Teil manueller Natur notwendig. Hierbei sollten keine aufwändigen Transformationen notwendig sein.
- Zentral sind natürlich die Datenquellen. Die Datenbereitstellung ist ein zentrales Thema und nimmt in Bezug auf Aufwandsaspekte regelmäßig den größten Raum bei Advanced-Analytics-Projekten ein. Hier sind natürlich primär die Meldedaten zu nennen. Idealerweise besteht aber auch ein Zugriff auf weitere Informationen wie Stamm-, Prozess-, oder Mitarbeiterdaten. Der hohe Aufwand liegt dabei in der Zusammenführung dieser Informationen mit den Daten des Meldebereichs.
- Die statistische Signifikanz bei den Analysen ist ein wichtiges Kriterium für die Qualität der Analysen. Hilfreich ist eine längere Historie der Meldedaten. Wenig Disruption in der Datenbasis ist dabei natürlich von Vorteil. Eine Herausforderung beim Planungsprozess ist jedoch gerade die hohe Veränderlichkeit. Jede strukturelle Änderung verschlechtert die Datengrundlage. Ob eine umfassende Automation solcher Bereinigungen überhaupt möglich ist, muss skeptisch gesehen werden.
- Strukturveränderungen müssen in der Vorbereitungsphase berücksichtigt und bereinigt werden, z. B. ein Wechsel bei den Controllern, beispielsweise ein neuer Abteilungsleiter, der für die Planung verantwortlich ist.
- Die Betrachtung vergleichbarer Einheiten kann die Fehlererkennung verbessern. Hier sind z. B. nach Filialen strukturierte Unternehmen von Vorteil. Falls externe Daten bereitstehen, könnte man sie ebenfalls heran-
- Erfahrungen in Bezug auf Inkonsistenzen und deren Korrektur helfen bei der Automatisierung. Wenn die Fehler korrigiert wurden, können diese Zusammenhänge für weitere Analysen wie dargestellt verwendet werden. Wenn die gefundenen Fehler systematisch gesammelt werden, ergibt sich daraus eine gute Grundlage, vergleichbare Sachverhalte in Zukunft automatisch behandeln zu können. Korrekturen sollten sorgfältig dokumentiert werden.

**„Eine Unterstützung der skizzierten Probleme durch Advanced Analytics scheint naheliegend. Dennoch ist der Aufwand nicht zu unterschätzen.“**

ziehen („branchenüblich“). So ist es beispielsweise auffällig, wenn ein Bereich einen positiven Trend schätzt, während alle anderen Bereiche genau das Gegenteil tun und auch externe Indikatoren einen abweichenden Pfad aufzeigen.

## Fußnoten

<sup>1</sup> BARC, Realitätscheck treiberbasierte Planung 2017, Seite 7

<sup>2</sup> Z. B. Baessens, Van Vlasseler, Verbeke, 2015

## Literatur

Oehler, K.: Advanced Analytics für Controller, Freiburg 2019

Baessens, B., Van Vlasseler, V., Verbeke, W.: Fraud Analytics Using Descriptive, Predictive, and Social Network Techniques, Hoboken 2015 ■

# Projekte und Prozesse erfolgreich steuern

## Praxiswissen für effektives Projektmanagement

Mit „Controllers Toolbox“ haben Dietmar Pascher, Jens Ropers und Detlev R. Zillmer, Trainern der CA controller akademie, ein Standardwerk zur erfolgreichen Steuerung von Projekten und Prozessen in Zeiten der digitalen Transformation vorgelegt.

Die Experten zeigen auf, wie man Projekte auf klassische Weise steuert und mit agilen Methoden zum Erfolg führt. Sie vermitteln, wie man das Berichtswesen standardisiert, automatisiert und zum digitalen Boardroom entwickelt. Und sie beschreiben, welchen neuen Herausforderungen sich das Controlling auf dem Weg zum echten Businesspartner stellen muss.

