

# Predictive Analytics im Rahmen von Cash Forecasting

Einsatzmöglichkeiten in der Praxis und erforderliche Voraussetzungen



Dipl.-Kfm. **Carsten Jäkel** ist Partner und Geschäftsführer der Zanders Deutschland GmbH und berät Unternehmen in Fragen des Corporate Treasury und des Finanzrisikomanagements. E-Mail: [c.jaekel@zandersgroup.com](mailto:c.jaekel@zandersgroup.com)

Im Rahmen der Liquiditätsplanung stellt das Cash Forecasting hohe Anforderungen an Datenverfügbarkeit und -verarbeitung, was auch in Abhängigkeit von der gewünschten Prognosegüte mit einem hohen manuellen Aufwand verbunden ist. Dieser Beitrag beschäftigt sich mit den zu schaffenden organisationalen und technischen Voraussetzungen sowie mit den methodischen und theoretischen Grundlagen des Predictive-Analytics-Einsatzes in diesem Kontext.

**Carsten Jäkel, Jan Muntermann**

## 1. Unternehmensspezifische Gründe bestimmen die Ausgestaltung der Liquiditätsplanung

Auch wenn die Liquiditätsplanung im Rahmen der Unternehmensführung das Standardinstrument zur Sicherstellung der jederzeitigen Zahlungsfähigkeit ist, so hängen notwendiger Umfang und spezifische Anforderungen von der individuellen Unternehmenssituation ab. Jedes Unternehmen sieht sich entsprechend mit der Frage konfrontiert, welcher Nutzen dem zu erbringenden Aufwand gegenübersteht. Die Gründe, welche eine Liquiditätsplanung bzw. ein Cash Forecasting (zur begrifflichen Abgrenzung vgl. die Ausführungen im Abschnitt 2) erforderlich machen, bestimmen entsprechend die erforderliche Prognosegüte. Es wird demnach die Antwort auf die Frage gesucht „Warum benötigen wir eine Liquiditätsplanung bzw. einen Cash Forecast und welche Prognosegüte müssen wir erreichen?“

Die Faktoren, welche die Beantwortung dieser Frage maßgeblich beeinflussen, lassen sich anhand der nachfolgenden Dimensionen ordnen:

- Art des Geschäftsmodells: z. B. Projekt- vs. Seriengeschäft oder Geschäfts- vs. Privatkunden
- Liquiditätssituation: z. B. positiver oder negativer Cash-Flow, Guthaben oder Verschuldung, Höhe des Liquiditätspuffers
- Finanzierungsstruktur: z. B. Höhe des Leverage und eingesetzte Instrumente, Ausgestaltung von Covenants
- Erwartungen der Eigentümer: z. B. Private Equity, Familienunternehmen oder Kapitalmarkt

- Wettbewerbssituation: z. B. intensiver Wettbewerb mit hohem Preisdruck vs. marktbeherrschende Stellung

Bereits anhand dieser beispielhaften unterschiedlichen Ausprägungen wird deutlich, dass mit der Beantwortung der Frage nach der Notwendigkeit einer Liquiditätsplanung auch die Festlegung der erwarteten Prognosegüte einhergeht. Diese wiederum bestimmt den zu erbringenden Aufwand für die Erstellung der Liquiditätsplanung. In der Praxis zeigt sich häufig jedoch, dass nicht nur der Aufwand für die manuelle Planung sehr hoch ist, sondern dass die geforderte Prognosegüte nicht immer erreicht werden kann.

Hieraus ergibt sich nun die Überlegung, ob und inwieweit neben klassischen Methoden der Automatisierung manueller Planungsaktivitäten wie z. B. der automatisierte Zugriff auf die relevanten Datenquellen auch methodische Ansätze von Business Analytics und hier insbesondere der Predictive Analytics (als einer der drei Typen von Business Analytics, siehe **Abb. 1**) dazu beitragen können, den Planungsaufwand bei gleichbleibender oder sogar höherer Prognosegüte zu reduzieren.

Bevor man sich mit Predictive Analytics im Bereich der Liquiditätsplanung beschäftigt, sollten sich Anwender mit dem grundlegenden fachlichen Domänenwissen zur Liquiditätsplanung vertraut machen. Falls nicht bereits geschehen gehört hierzu auch, die Liquiditätsplanung bzw. Cash Forecasting mittels manueller Expertenplanung durchzuführen, um ein Verständnis für die Zusammenhänge und das Ergebnis der Liquiditätsplanung zu erlangen. Daher folgt in den Abschnitten 2 und 3 eine

Darstellung der fachlichen Grundlagen, bevor wir uns ab Abschnitt 4 der Weiterentwicklung mittels Predictive Analytics widmen.

## 2. Cash Forecasting als direktes Prognoseinstrument

### Liquiditätsplanung vs. Cash Forecasting

Wenn von Liquiditätsplanung oder Cash Forecasting die Rede ist, besteht häufig ein uneinheitliches Verständnis davon, was im konkreten Fall darunter zu verstehen ist. Daher sind hier mit Blick auf den Einsatz von Predictive Analytics zur Begriffsklärung folgende Abgrenzungen erforderlich:

- Planung vs. Forecasting: Eine Planung sagt, was sein soll („Was ist der Plan?“), während ein Forecast eine Prognose darüber abgibt, was wahrscheinlich sein wird („Was wird geschehen?“). Dies bedeutet, dass beim Forecasting durch einen Experten dessen eigene Einschätzung hinsichtlich der Wahrscheinlichkeit des Eintretens eine wesentliche Rolle spielt. Vorgenommene Einschätzungen beziehen sich dabei auf einen konkreten Stichtag oder einen Zeitverlauf.
- Direkte vs. indirekte Planung bzw. Forecasting (vgl. Burck et al., 2018): Der indirekte Ansatz zur Ermittlung der zukünftigen Liquidität erfolgt mittels ihrer Ableitung aus der Kapitalflussrechnung, welche wiederum ein Ergebnis der Unternehmensplanung (Bilanzplanung sowie Gewinn- & Verlustrechnung) ist. Dagegen geht der direkte Ansatz vom aktuellen Ist-Stand der Liquidität aus und verwendet gesicherte Informationen zur Liquiditätsentwicklung wie z. B. gebuchte Forderungen und Verbindlichkeiten, Auftragseingänge, Bestellungen bei Lieferanten, Lohn- und Gehaltszahlungen, ergänzt um die subjektive Einschätzung des Planers.
- Daraus folgt, dass der Horizont des direkten Cash Forecastings durch den Zeitraum begrenzt wird, für den direkt ermittelbare, gesicherte Informationen verfügbar sind. In der Regel sind dies bis zu 60 Tage. Dies erklärt, warum häufig von einem 12-Wochen-Cash-Forecast gesprochen wird, während im Vergleich hierzu von einer 12-Monats-Liquiditätsplanung die Rede ist, welche in der Praxis entweder als indirekte Liquiditätsplanung zu finden ist oder als eine Kombination aus direkter und indirekter Planung. Hierbei werden beispielweise für den Zeitraum der ersten beiden Monate die Daten direkt ermittelt, während der Zeitraum zwischen 3 und 12 Monaten indirekt abgeleitet wird. Handelt es sich um Cash Forecasting, werden die indirekt abgeleiteten Daten angepasst, d. h. mit historischen Daten verglichen und um neueste Erkenntnisse ergänzt (z. B. Verschiebungen von Investitionen, Berücksichtigung von erwartetem Kundenzahlungsverhalten, aktuelle Terminkurse für Fremdwährungs-Cashflows).

### Zentrale Aussagen

- Vor dem Einsatz von Predictive Analytics sind grundlegende Fragen nach der Notwendigkeit und zur erzielenden Prognosegüte des Cash Flow Forecasts zu beantworten.
- Für die Akzeptanz des mittels Predictive Analytics erstellten Cash Flow Forecasts ist ein fundiertes Verständnis über die bisherige Entwicklung des Cashflows im Zeitverlauf empfehlenswert.
- Der Einsatz von Predictive Analytics ist individuell auf jedes einzelne Unternehmen abzustimmen und anschließend kontinuierlich zu überwachen und zu pflegen.

### Identifizierung der passenden Planungs-/Prognosemethodik

Ungeachtet des möglichen Einsatzes von Predictive Analytics im Cash Forecasting sind zunächst – ausgehend von der Motivation („Warum Cash Forecasting?“) – die zu erreichenden Ziele festzulegen. Diese bestimmen die zu erzielende Prognosegüte und werden hieraus abgeleitet:

- dem Zeithorizont geplanter Vorhersagen (z. B. 12 Wochen oder 12 Monate),
- dem Planungstyp (direkt, indirekt oder eine Kombination),
- der organisatorisch-prozessualen Umsetzung (Top-down-, Bottom-up- oder Gegenstromverfahren),
- der Häufigkeit der Aktualisierung (z. B. wöchentlich, monatlich, quartalsweise),
- dem Umgang mit Fremdwährungs-Cashflows (nur Heimatwährung oder währungsdifferenziert),
- dem Umgang mit Cashflows zwischen Schwes-tergesellschaften (z. B. Ausgleich über interne Verrechnungskonten oder über externe Bankkonten),
- der Sichtweise (Legaleinheit, Geschäftsbereich) sowie
- der Ex-post-Analytik (Plan/Ist, Plan/Plan).

Die Kombination der konkreten Ausprägungen der vorgenannten Dimensionen ergibt somit die Planungs- respektive Forecast-Methodik. Hierdurch wird zudem ersichtlich, dass Cash Forecasting auch unabhängig vom Geschäftsmodell immer unternehmensindividuell ausgeprägt ist.

## 3. Liquiditätskategorien und ihre Datenquellen

### Liquiditätskategorien und ihre Bedeutung für das Forecasting

Die Gliederung folgt im Cash Forecasting – wie bei der Kapitalflussrechnung – üblicherweise einer Dreiteilung in

- operativen Cashflow,
- investiven Cashflow und
- finanziellen Cashflow.

Die wichtigsten Kategorien des operativen Cashflows sind Kunden- und Lieferantenzahlungen, Löhne und Gehälter einschließlich Sozialabgaben sowie Steuern. Jede Kategorie kann weiter herun-

## Datenquellen und -qualität sind Treiber des manuellen Erstellungsaufwands und bestimmen die Prognosegüte.

tergebrochen werden, wobei darauf zu achten ist, dass einer prognostizierten Kategorie auch eine entsprechende Größe im Ist gegenübergestellt werden muss, um die Prognosegüte zu beurteilen. Kundenzahlungen stellen gleichzeitig die Kategorie mit der höchsten Planungsunsicherheit hinsichtlich des Eintrittszeitpunkts dar, die noch einmal an Bedeutung zunimmt, wenn es sich um Kunden mit einem hohen Anteil am Gesamtumsatz handelt.

Der investive Cashflow ist geprägt durch eine hohe Prognoseunschärfe bei gleichzeitiger hoher Bedeutung aufgrund der Höhe einzelner Cashflows. Die Prognoseunschärfe ergibt sich sehr häufig durch zeitliche Verschiebungen im Investitionsverlauf.

Der finanzielle Cashflow lässt sich hingegen mithilfe von Treasury-Management-Systemen gut prognostizieren, da jede Finanztransaktion über ein Fälligkeitsdatum verfügt, welches bei Abrechnung (beispielsweise Zinstermin, Tilgung, Termingeschäft) einzuhalten ist.

### Datenquellen und Möglichkeiten sowie Grenzen der traditionellen Automatisierung

Den einzelnen Liquiditätskategorien lassen sich die entsprechenden Datenquellen vergleichsweise einfach zuordnen, wenn der Grundfrage nachgegangen wird, wo die aussagekräftigste Information über einen erwarteten Cashflow vorliegt. Dies sind für den direkten Forecast die gebuchten Forderungen und Verbindlichkeiten, die Bestellungen sowie die Lohn- und Gehaltsabrechnungen. Für den indirekten Forecast ist die Primärquelle zunächst die Bilanzplanung und die hieraus abgeleitete Kapitalflussrechnung. Diese muss jedoch in der Regel angepasst werden, da beispielsweise ein geplanter Umsatz im März erst eine Einzahlung im April oder Mai zur Folge hat oder Cashflows einen saisonalen Verlauf aufweisen. Daneben lassen sich jedoch weitere Datenquellen zur Verbesserung der Prognosegüte heranziehen. Dies können Wartungspläne, Projektpläne laufender Investitionen, der Auftragsbestand, abgegebene Angebote oder auch Informationen aus dem Vertrieb, der Steuerabteilung und der M&A-Abteilung sein. Bereits anhand dieser wenigen Beispiele lässt sich erkennen, dass es verschiedene Daten- und Informationsquellen gibt, welche sich zur Verbesserung der Prognosegüte nutzen lassen. Nicht digital vorliegende Daten erfordern dabei einen höheren manuellen Aufwand ihrer Erfassung, was viele Unternehmen vor große Schwierigkeiten bei der Datenerhebung stellt (vgl. *Verband Deutscher Treasurer e. V.*, 2021).

Dies führt jedoch unmittelbar zur Frage des mit dem Cash Forecasting verbundenen Erstellungsaufwands und inwieweit sich dieser gegebenenfalls mit Mitteln von Predictive Analytics reduzieren lässt. Die Frage nach der Vorteilhaftigkeit des Einsatzes von Predictive Analytics stellt sich jedoch

erst nach der Beantwortung grundsätzlicher Fragen. Hierzu gehört zuvorderst die bereits gestellte Frage nach der Motivation der Erstellung eines Cash Forecasts: Aus welchem Grund soll ein Cash Forecast erstellt werden und was ist die hierfür erforderliche Prognosegüte? Eine ebenso wichtige Rolle spielt die Frage nach der Art des Geschäftsmodells, mithin der abzubildenden Komplexität sowie seiner Veränderung im Zeitverlauf; denn sich verändernde Geschäftsmodelle führen häufig und insbesondere im Kontext der Digitalen Transformation zu veränderten Liquiditätsströmen (vgl. *Oestreicher et al.*, 2020).

Abschließend stellt sich die Frage, ob das Unternehmen heute bereits über ein Cash Forecasting verfügt oder nicht und wenn ja, wie die Erstellung sowohl organisatorisch und auch prozessual ausgestaltet ist sowie welche Prognosegüte derzeit erzielt wird. Durch eine technische Anbindung der definierten Datenquellen und eine Anwendung von individuellen Algorithmen zur zeitlichen Verteilung der Grunddaten, lässt sich die Erstellung des Cash Forecasts weitestgehend automatisieren. Es stellt sich jedoch die Frage, ob der erforderliche Einmalaufwand gerechtfertigt ist oder ob alternativ die Entwicklung einer Predictive-Analytics-Lösung mit vertretbarem Aufwand zu bewerkstelligen ist und ob gleichzeitig eine vergleichbare (oder eventuell sogar höhere) Prognosegüte erzielt werden kann.

## 4. Einsatz von Predictive Analytics im Cash Forecasting

### Business Analytics zur Unterstützung unternehmerischer Entscheidungen

Business Analytics bezeichnet den Prozess der Extraktion von Informationen aus vielfältigen Datenquellen, um auf Basis dieser Informationen zu besseren Managemententscheidungen zu gelangen. Hierbei kommen unterschiedliche statistische Verfahren, Methoden des maschinellen Lernens und Simulationen sowie IT-Infrastrukturen wie Data Warehouses und Analyse-Plattformen zum Einsatz. Im Bereich Business Analytics haben sich die drei Typen Descriptive, Predictive und Prescriptive Analytics herausgebildet (vgl. **Abb. 1**).

Die sogenannten Descriptive Analytics, die auch als Synonym für Business Intelligence gebraucht werden, zielen auf die Beantwortung von Fragen zu historischen Entwicklungen ab. Im Rahmen der Liquiditätsplanung lässt sich beispielsweise untersuchen, welchen saisonalen Schwankungen einzubeziehende Cash Flows in der Vergangenheit unterworfen waren. Dabei kann der mögliche Detaillierungsgrad der Liquiditätskategorien in Abhängigkeit der Datenverfügbarkeit variieren.

Im Rahmen von Predictive Analytics werden Fragen über mögliche Prognosen beantwortet, weshalb das Cash Forecasting primär diesem Typ zuzu-

**Predictive Analytics als konsequente Erweiterung des Werkzeugkastens für Cash Forecasting.**

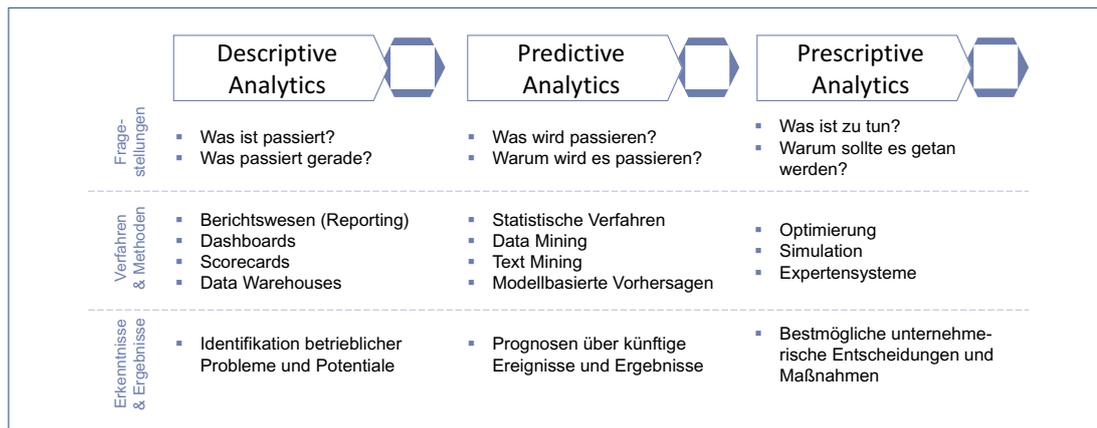


Abb. 1: Typen des Business Analytics nach Sharda et al. (2020)

ordnen ist. Entsprechend werden Fragen zu künftigen Entwicklungen einzelner Liquiditätskategorien beantwortet. So können entweder die zeitliche Liquiditätsentwicklung aufgezeigt oder der Liquiditätsstand zu einem Stichtag prognostiziert werden.

Prescriptive Analytics beantworten hingegen Fragen hinsichtlich konkreter Handlungsempfehlungen, um die Aufrechterhaltung der Liquidität beispielsweise konzernübergreifend sicherzustellen. Der sich aus dem Cash Forecast ergebene Liquiditätsbedarf oder -überschuss kann so durch empfohlene Maßnahmen zielgerichtet gesteuert werden. Als Beispiele sind hier die zeitliche Verschiebung von Investitionen, Kostensenkungsmaßnahmen, Supply Chain Finance sowie Mittelaufnahme oder Darlehenstilgung zu nennen.

**Modelle für die Cashflow-Planung auf der Grundlage von Datenanalysen**

Cash Forecasting mit Predictive Analytics ähnelt damit der traditionellen Prognose auf Basis von historischen Cashflows bzw. historischen Daten, die um Expertenwissen ergänzt werden. Anhand dieser wird ein mathematisches Modell erstellt, welches Entwicklungstrends und Saisonalitäten erfasst und die Zeitreihen in die Zukunft extrapoliert. Dieses Prognosemodell wird anschließend auf aktuelle Daten angewendet, um vorherzusagen, wie sich die Liquidität entwickeln wird.

Predictive-Analytics-Ansätze im Cash Forecasting verwenden stochastische Methoden und Verfahren des maschinellen Lernens, um auf Basis der Datenanalyse Prognosen für die einzelnen Liquiditätskategorien zu erstellen. Neben klassischen Ansätzen wie der additiven Regression oder autoregressiven Modellen (wie (S)ARIMA) werden zunehmend auch Verfahren des maschinellen Lernens wie neuronale Netze zur Modellierung eingesetzt (vgl. Moubariki et al., 2019). Letztere bieten Vorteile hinsichtlich der Abbildbarkeit komplexer und nicht-linearer Zusammenhänge, was jedoch mit einem Verlust der Transparenz hinsichtlich des Zustandekommens der Prognose einhergeht. Weiterhin erfordert der Einsatz von Verfahren des ma-

schinellen Lernens, wie sie Neuronale Netze darstellen, Expertise hinsichtlich der geeigneten Parametrisierung (z. B. Netzstruktur, Anzahl der Schichten und Neuronen und Aktivierungsfunktion). Die Granularität der zu prognostizierenden Kategorie ist zunächst unerheblich. Grundsätzlich kann eine Prognose sowohl für die Gesamtliquidität, den operativen, investiven und finanziellen Cashflow oder auf der Ebene einzelner Liquiditätskategorien erfolgen. Bei der Entscheidung über die Komplexität und den Detaillierungsgrad besteht somit Flexibilität, sodass eine Festlegung entsprechend der erforderlichen Zielerreichung erfolgen kann. Grundsätzlich gilt jedoch, dass eine hohe Granularität mit einem fundierteren Verständnis der Geschäftsprozesse und der Liquiditätstreiber einhergeht, d. h. die Nachvollziehbarkeit besser gewährleistet ist.

**Umsetzung der Forecast-Methodik mithilfe von Predictive Analytics**

Die Einführung einer neuen Cash-Forecast-Lösung erfolgt üblicherweise in sechs Schritten (vgl. Abb. 2). Hierbei ist wichtig zu erwähnen, dass diese sechs Schritte zusammen einen Modul Life Cycle darstellen, d. h. nach erfolgtem Einsatz beginnt der Zyklus von vorne. So führt eine im Zeitverlauf festgestellte Abnahme der Prognosegüte zwangsläufig zu der Notwendigkeit eines erneuten Prozessdurchlaufs, da es sich nicht um ein selbstlernendes System handelt.

**Zieldefinition**

Zunächst werden die allgemeinen Projektziele und die erwarteten Ergebnisse sowie deren Verwendung im Rahmen des Cash Forecastings festgelegt. Neben technischen Anforderungen, wie z. B. dem Aggregationsniveau der zu prognostizierenden Zeitreihen, sind auch sogenannte nicht-funktionale Anforderungen (NFA) zu definieren, die hauptsächlich aus technischen Rahmenbedingungen bestehen (vgl. Mietzner, 2022). Hinzu kommen der erwartete Automatisierungsgrad sowie die zu analysierenden Liquiditätskategorien, da nicht zwin-

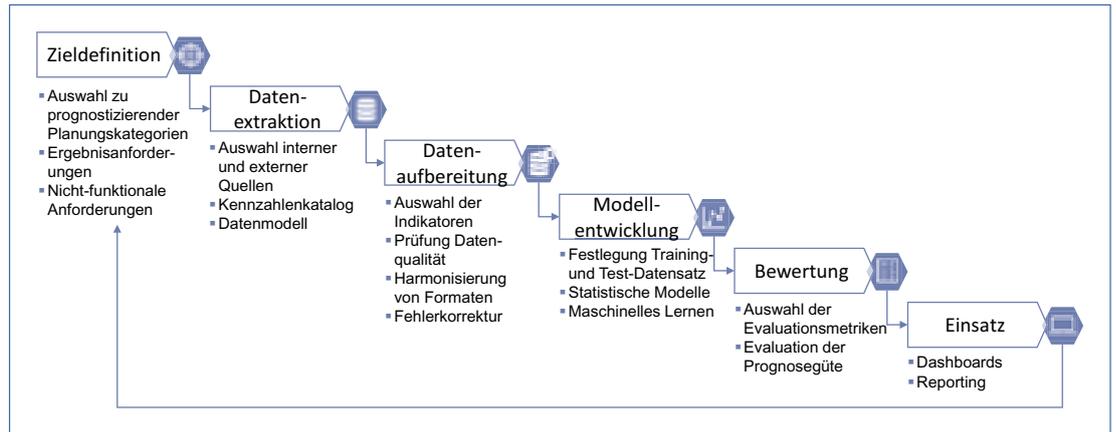


Abb. 2: Predictive-Analytics-Prozess im Rahmen des Cash Forecastings

**Umfangreiche historische Zeitreihen sind die Grundlage für die Modellentwicklung.**

gend sämtliche Liquiditätskategorien mit Predictive Analytics prognostiziert werden müssen.

### Datenextraktion

Alle Prognosemodelle müssen mit Daten aus internen und externen Quellen gespeist werden. Ausgehend von den Projektzielen muss zunächst ein Kennzahlenkatalog erstellt werden, der definiert, welche Daten aus den Quelldatensystemen extrahiert werden sollen. Auf der Basis des Kennzahlenkatalogs wird dann ein Datenmodell abgeleitet und implementiert. Dabei ist es wichtig, die Anforderungen und Besonderheiten der einzelnen Quellsysteme zu berücksichtigen, um künftig eine reibungslose Datenextraktion und -verarbeitung zu ermöglichen.

### Datenaufbereitung

Die Bereitstellung von Daten mit hoher Qualität ist in der Regel zeitaufwändig. Mit der Beschränkung auf eine begrenzte Anzahl von Indikatoren, wie z. B. die Eindeutigkeit einzelner Einträge oder die Vollständigkeit von Datensätzen, lässt sich der Aufwand jedoch begrenzen. Zur Datenqualität gehört auch, dass die Daten konsistent und so formatiert sind, dass sie im Datenmodell abgebildet werden können. Der Schritt zur Erreichung der erforderlichen Datenqualität bringt es mit sich, dass bereits bei der Aufbereitung nützliche Informationen identifiziert und (manuell) im Rahmen von Descriptive Analytics analysiert werden können. Gleichzeitig werden auch fehlerhafte Daten in den Quellsystemen korrigiert.

### Modellentwicklung

Für die Entwicklung von Prognosemodellen für das Cash Forecasting kann eine Vielzahl unterschiedlicher statistischer Verfahren und Techniken des maschinellen Lernens eingesetzt werden. Aktuell zeigt sich in der Praxis, dass insbesondere lineare, zeitdiskrete Modelle für stochastische Prozesse (sog. (S)ARIMA-Modelle) gute Umsetzbarkeit mit einer oftmals zufriedenstellenden Prognosegüte verbinden (vgl. Dadteev, 2020). Da hierbei die

Fortschreibung von Cash-Flow-Zeitreihen und damit die Prognosen von einzelnen Liquiditätskategorien im Vordergrund stehen, sind umfangreiche historische Zeitreihen für die Entwicklung von (S)ARIMA-Modellen erforderlich. Im Rahmen dieser Modelle erfolgt die Kalibrierung ihrer Parameter (beispielsweise die Anzahl einbezogener vorangegangener Perioden) weitgehend automatisch. Hierbei werden ausgewählte Sätze von Eingangsparametern zur Kalibrierung des Modells auf der Grundlage einer Teilmenge der Daten verwendet. Dies führt zur Identifizierung des für eine einzelne Liquiditätskategorie geeigneten stochastischen Modells. Dies bedeutet, dass der Aufwand mit zunehmender Anzahl von Liquiditätskategorien zunimmt. Weiterhin gewinnen auch Ansätze des maschinellen Lernens an praktischer Relevanz, da sich diese ebenfalls für die Abbildung nicht-linearer Zusammenhänge zwischen Input-Daten und Vorhersagen sowie für die Verwendung von über Zeitreihen hinausgehende Daten eignen. Diese erhöhte Leistungsfähigkeit von Verfahren wie Support Vector Machines und Neuronalen Netzen gehen jedoch mit einer höheren Komplexität bei der Modellentwicklung einher, welche aber durch eine höhere Prognosegüte ausgeglichen wird (vgl. Weytjens et al., 2021). Grundsätzlich und unabhängig vom gewählten Entwicklungsansatz werden für die Modellentwicklung umfangreiche und qualitätsgesicherte Daten benötigt. Diese umfassen insbesondere:

- Historien der zu prognostizierenden Zeitreihe;
- strukturelle Effekte wie saisonale Abweichungen, Konjunkturzyklen, Trends;
- identifizierte und analysierte Anomalien und Ausreißer.

### Bewertung

Die Qualität eines Modells wird anhand vordefinierter Metriken wie dem Root Mean Square Error überprüft. Solche Metriken quantifizieren die Abweichung zwischen Ist- und Sollwerten. Sie sollten gezielt und fragebasiert ausgewählt werden, da nicht jede Metrik auf alle Modelltypen angewendet

werden kann oder sollte. So ließen sich beispielsweise Klassifikationsmodelle zur Abbildung von Strukturbrüchen nur anhand einer Konfusionsmatrix evaluieren, welche die Anzahl der korrekten und inkorrekten Vorhersagen für vorgenommene Klassifikationen gegenüberstellt und so die Basis für Metriken wie Precision und Recall liefert. Bei nicht tolerierbaren Abweichungen sollte man die mögliche Modellanpassung des gesamten bisherigen Prozesses einbeziehen, um festzustellen, ob beispielsweise während der Zieldefinition wichtige Anforderungen unberücksichtigt blieben oder während der Datenaufbereitung relevante Strukturbrüche übersehen wurden.

#### **Einsatz**

Die erstellten Prognosen werden mit Hilfe von Business-Intelligence-Tools (z. B. Dashboards) oder Treasury-Management-Systemen in den Cash-Forecasting-Prozess und in die Entscheidungsprozesse eingespeist. Hier ist zu entscheiden, ob die Schlussfolgerungen dann automatisch durch das System ausgeführt werden oder ob sie erst durch Mitarbeiter des Corporate Treasury interpretiert und initiiert werden müssen. Im ersten Fall ist eine Automatisierung unabdingbar, auch wenn sie die menschliche Beteiligung nicht ausschließt. Bei fortschreitender Nutzungsdauer kann zumindest von der Notwendigkeit einer Daten- und Modellaktualisierung ausgegangen werden, weshalb der Gesamtprozess im Zeitverlauf zyklisch zu wiederholen ist.

### **5. Voraussetzungen für den Einsatz von Predictive Analytics**

Der Einsatz von Predictive Analytics führt zu Ergebnissen, deren Richtigkeit mit Bezug auf die Prognosegüte ex-ante nicht absolut sicher verifiziert werden kann, auch wenn komplexere Ansätze wie das Kreuzvalidierungsverfahren auf eine hohe Vorhersagegüte hindeuten. Derlei Modelle können daher nur im Zeitverlauf zeigen, dass ihr Einsatz kontinuierlich zu besseren Ergebnissen als die eines Expertensystems führt. Das erforderliche Vertrauen in die maschinell erstellten Ergebnisse bedarf jedoch eines Grundverständnisses über die zu erwartende Liquiditätsentwicklung im Unternehmen. Dies bedeutet, dass Predictive Analytics im Bereich Cash Forecasting eine Weiterentwicklung eines bestehenden Cash Forecastings darstellt.

Für die Erreichung der Ziele des Einsatzes von Predictive Analytics (Aufwandsreduktion bzw. gesteigerte Prognosegüte) müssen sowohl die organisatorischen als auch die prozessualen Voraussetzungen geschaffen werden. Ebenso bedarf es der Verfügbarkeit einer leistungsfähigen IT-Infrastruktur für die Erfassung, Vorverarbeitung und Analyse der für das Cash Forecasting zu verwendenden Daten. Dies kann z. B. bedeuten, dass die Organisa-

#### **Implikationen für die Praxis**

- Predictive Analytics ist ein mögliches Instrument, um den Erstellungsaufwand des Cash Flow Forecastings zu reduzieren und die Prognosegüte zu verbessern.
- Zur Erreichung der damit verbundenen Ziele müssen sowohl die organisatorischen als auch die prozessualen Voraussetzungen geschaffen werden.
- Der Einsatz von Predictive Analytics im Cash Flow Forecasting setzt ein kontinuierliches Engagement bei der Überwachung und Pflege entwickelter Prognosemodelle voraus.

tion von einer dezentralen auf eine zentrale Erstellung wechselt und dezentral lediglich die Validierung verbleibt, da das Vorhalten der entsprechenden Experten nur an einer Stelle im Unternehmen wirtschaftlich sinnvoll ist. Gleiches gilt für Teilbereiche der Prozesskette, bei der relevante Informationen der Fachbereiche nur noch unerwartete Veränderungen gegenüber Vorperioden enthalten oder Informationen betreffen, welche einer unternehmerischen Entscheidung entspringen, wie beispielsweise die zeitliche Verschiebung von Investitionen oder die Durchführung einer M&A-Transaktion.

Datenseitig erfordern Predictive Analytics die Verfügbarkeit umfangreicher historischer Datenbestände. Wie weit diese in die Vergangenheit zurückreichen müssen, um die geforderte Prognosegüte über einen definierten Zeitraum zu erhalten, hängt von unterschiedlichen Faktoren ab. Die in den weiteren Beiträgen dieses Themenhefts beschriebenen Beispiele zeigen dies exemplarisch auf. Gleiches gilt für den Detaillierungsgrad der Liquiditätskategorien.

Die wohl größte Änderung ergibt sich jedoch hinsichtlich des Vertrauens in den mit Hilfe von Predictive Analytics erstellten Forecast insbesondere dann, wenn es bei Abweichungen nur eingeschränkte Möglichkeiten der Ursachenanalyse gibt. Dies kommt insbesondere dann zum Tragen, wenn sogenannte Black-Box-Analyseverfahren wie Neuronale Netze genutzt werden, deren resultierende Vorhersagemodelle keine Rückschlüsse auf das Zustandekommen von Vorhersagen und den Einfluss sich ändernder Einflussgrößen erlauben.

### **6. Zusammenfassung und Fazit**

Der Einsatz von Predictive Analytics im Rahmen des Cash Forecastings stellt eine Weiterentwicklung von Expertensystemen dar. Dies bedeutet, dass vor der Entscheidung über den Einsatz von Predictive Analytics grundlegende methodische und konzeptionelle Entscheidungen hinsichtlich des Cash Forecastings zu treffen sind. Dies umfasst auch das über ein Expertensystem erlangte Verständnis der Struktur und der Entwicklung des Cash Flows im Unternehmen im Zeitverlauf. Dieses Verständnis ist zudem ein wesentlicher Inputfaktor sowohl für die Festlegung der Relevanz einzelner Liquiditätskategorien, da nicht jede Liquiditätskategorie mittels Predictive Analytics prognos-

tiziert werden muss, als auch für die Modellentwicklung und -kalibrierung. Ein eigenes Verständnis der Liquiditätsentwicklung im Zeitverlauf und ihrer Treiber ermöglicht dem Adressaten eine Einschätzung über die Ex-ante-Prognosegüte der mittels Predictive Analytics ermittelten Forecasts.

## Literatur

---

- *Burck, A./Glaum, M./Schnürer, K.*, Cash-Flow-Planung – Anforderungen und praktische Umsetzung im internationalen Konzern, in: Schmalenbachs Zeitschrift für betriebswirtschaftliche Forschung, 70 Jg. (2018), H. 4, S. 393–425.
- *Dadteev, K./Shchukin, B./Nemeshaev, S.*, Using Artificial Intelligence Technologies to Predict Cash Flow, in: Procedia Computer Science, 169. Jg. (2020), S. 264–268.
- *Mietzner, M.*, Integrierte und automatisierte Cashflow-Planung im Treasury, in: Controlling, 34. Jg. (2022), Sonderausgabe, S. 34–37.
- *Moubariki, Z./Beljadid, L./El Haj Tirari, M./Kaicer M./Thami, R. O. H.*, Enhancing cash management using machine learning,“ 1st International Conference on Smart Systems and Data Science (ICSSD), 2019, S. 1–6.
- *Oestreicher, A./Muntermann, J./Schwager, R./Mewes, P./Palmer, M./Roeder, J./Rottner, F.*, Verrechnungspreise und Digitalisierung II. Empirische Analyse – Konsequenzen für die transaktionsbezogene Gewinnaufteilung, in: ifst-Schrift 537, *Institut Finanzen und Steuern e. V.*, Berlin 2020.
- *Sharda, R./Delen, D./Turban, E.*, Analytics, Data Science, & Artificial Intelligence: Systems for Decision Support, 11th Edition, New Jersey 2020.
- *Verband Deutscher Treasurer e. V.*, Leitfaden Liquiditätsplanung & Steuerung, Limburg 2021.
- *Weytjens, H./Lohmann, E./Kleinsteuber, M.*, Cash flow prediction: MLP and LSTM compared

to ARIMA and Prophet, in: Electronic Commerce Research, 21. Jg. (2021), H. 2, 371–391.

## Stichwörter

---

# Cashflow Forecasting # Direkte und indirekte Cashflow-Planung # Liquiditätsplanung # Predictive Analytics # Treasury

## Keywords

---

# Cashflow Forecasting # Direct and indirect Cashflow Planning # Liquidity Planning # Predictive Analytics # Treasury

## Summary

---

In liquidity planning, cash forecasting puts high demands on data availability and data processing, which is also associated with a high level of manual effort depending on the desired forecast quality. This article deals with the organizational and technical prerequisites as well as with the methodological and theoretical foundations related to the use of predictive analytics in this context.