



Risiken voraussagen – Predictive Analytics optimiert den Kundenkontakt

Risiken eingrenzen und positive Ereignisse herbeiführen – diese Abläufe lassen sich durch die Kombination von Business Intelligence und Predictive Analytics industrialisieren. Das Business Analytics genannte Vorgehen bietet das Beste aus zwei Welten. Josef Schmid

Risiken einzuschätzen gehört immer mehr zu zentral wichtigen Fähigkeiten von Unternehmen – man sollte wissen, was man tut und das Risiko adäquat einschätzen können. Risikoabschätzung heisst in diesem Zusammenhang, die Wahrscheinlichkeit berechnen zu können, dass nicht das erwartete Resultat eintrifft, und gleichzeitig den Profit eines positiven Ausgangs in Relation zu den Verlusten eines negativen Outcomes zu setzen. Übertragen auf einen Basejumper, der sich gerade daranmacht, von einem Felsen zu springen, heisst das, dass die Wahrscheinlichkeit, dass etwas schiefgeht (man streift einen Felsen, der Fallschirm öffnet sich nicht etc.) in Zusammenhang mit den Konsequenzen dieses Vorfalls (in der Regel tödlich) gebracht wird. Dem ist der wahrscheinliche «Profit» eines beträchtlichen Adrenalinkicks gegenüberzustellen. Nur wenige Menschen entschliessen sich bei einer solchen Abwägung auch wirklich zum Basejumper, der Absprung würde wohl meist gar nicht stattfinden.

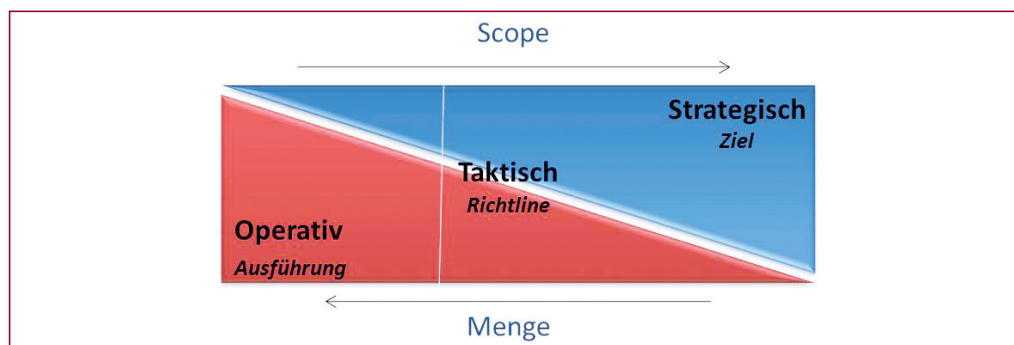
Risikoabschätzung führt zu Entscheiden

Eine Risikoabschätzung ist damit ein Mittel zum Zweck, sie soll helfen, die richtige Entscheidung zu treffen – und das ist zentral für Unternehmenserfolg.

Wichtig ist es, zwischen verschiedenen Ebenen der Entscheidungen zu differenzieren:

- Strategische Entscheidungen dienen dazu, die grundsätzliche und längerfristige Planung eines Unternehmens festzulegen. Sie stellen Leitlinien für operative Entscheidungen dar.
- Taktische Entscheidungen legen Richtlinien für konkrete Projekte und Ziele auf taktischer Ebene fest.
- Operative Entscheidungen betreffen konkrete Entscheidungen im Einzelfall.

Diese drei Ebenen unterscheiden sich sowohl in der Häufigkeit der Entscheidungen wie auch bei der Reichweite: Während opera-



Die Risikoabschätzung erfolgt auf drei Ebenen. Bildquelle: Dynelytics

tive Entscheidungen sehr häufig getroffen werden müssen, haben sie nicht so weitreichende Konsequenzen. Strategische Entscheidungen hingegen werden selten getroffen, haben aber weitreichende Konsequenzen. Dementsprechend ist die Rolle von Analytik in den verschiedenen Entscheidungsbereichen unterschiedlich. Strategische Entscheidungen basieren meist auf individuellen Erkenntnisprozessen. Wenn aber die Häufigkeit von Entscheidungen zunimmt, wird es unerlässlich, bessere analytische Hilfsmittel zu verwenden. Bei taktischen Entscheidungen können moderne analytische Hilfsmittel helfen, Erkenntnisse zu gewinnen, auf die man von sich aus nie gekommen wäre. Bei operativen Entscheidungen hingegen drängt sich eine weitergehende Automatisierung auf – die Analytik schlägt direkt optimierte Entscheidungen vor.

Predictive Analytics sucht nach allgemeinen Verhaltensmustern

Predictive Analytics (auch bekannt als Data Mining) heisst, dass mit modernen Algorithmen und in einer benutzerfreundlichen Umgebung der vorhandene Datenbestand nach Mustern durchsucht wird. Dies funktioniert so, wie wenn man den Daten Fragen stellen würde, zum Beispiel: Gibt es ein typisches Muster für Kunden, die ein iPhone gekauft haben? Der Algorithmus könnte dann wie folgt antworten: «Wenn jemand in der Westschweiz wohnt, zwischen 20 und 30 Jahren alt ist und überdurchschnittlich mit dem Mobiltelefon im Internet surft, dann kauft er mit einer Wahrscheinlich-

keit von 78 Prozent ein iPhone.» Normalerweise findet ein Algorithmus allerdings eine Vielzahl solcher Regeln, nicht nur eine. Auf der Ebene der taktischen Entscheidungsfindung können solche Antworten helfen, spezifische Kampagnen zu planen. Bezogen auf obiges Beispiel könnte dann der Entscheid resultieren, mit iPhone-Kampagnen eher ein jüngeres Publikum anzusprechen.

Scores, verfeinert mit Business Rules

Auf der Ebene der operativen Entscheidungsfindung wiederum kann das mit Predictive Analytics erstellte Regelwerk einfach verallgemeinert und auf den ganzen Datenbestand angewendet werden. Das Resultat ist eine Tabelle, in der für jeden Kunden eine Kaufwahrscheinlichkeit zu finden ist. Auf der Basis dieser Wahrscheinlichkeit können dann gezielt Kunden selektiert werden. Allerdings empfiehlt es sich, diese Auswahl mit weiteren Informationen noch zu verfeinern: Kunden, die schon ein iPhone besitzen, sollten wohl nicht angesprochen werden, und Kunden die ihre Rechnungen nicht zahlen, wohl eher auch nicht. Allgemein gilt: Die Kombination von Business Rules mit Modellen, die mit Predictive Analytics erstellt wurden, ist der «Königsweg» des Scorings.

Algorithmen bieten künstliche Intelligenz

Predictive Analytics ist die konkrete Anwendung von Methoden aus der künstlichen Intelligenz und der Statistik – aber auf eine Art und Weise, die eine schnelle Modellentwicklung

Josef Schmid ist Mitinhaber der Dynelytics AG.
j.schmid@dynelytics.com

durch Nicht-Statistiker erlaubt. Das heisst, dass die Methoden so implementiert sind, dass sie möglichst viele Fehler automatisch abfangen. Es gibt eine Fülle von Algorithmen, die zum Einsatz kommen. Dabei können folgende «Familien» unterschieden werden:

- «Überwachte» Algorithmen: Ein reales Vorkommen (zum Beispiel ein Kauf, eine Kündigung) wird anhand anderer Eigenschaften vorhergesagt.

- «Nicht überwachte» Algorithmen: Die Datensätze werden aufgrund ihrer Ähnlichkeit gruppiert. Es entstehen Cluster, Gruppen, die in sich ähnlich sind und sich von den anderen deutlich unterscheiden. So könnte beispielsweise in Supermärkten die Gruppe von Wochenendeinkäufern von der Gruppe der «Znüni»-Käufer unterschieden werden.

- Assoziationen und Sequenzen: Es werden Artikel gesucht, die gemeinsam in einem Warenkorb liegen («Wer Bier kauft, kauft auch Erdnüsse.»). Bei den Sequenzen kommt noch eine zeitliche Komponente dazu, zum Beispiel dass der, der einen Fernseher kauft, sich danach noch einen Blue-ray-Player anschafft.

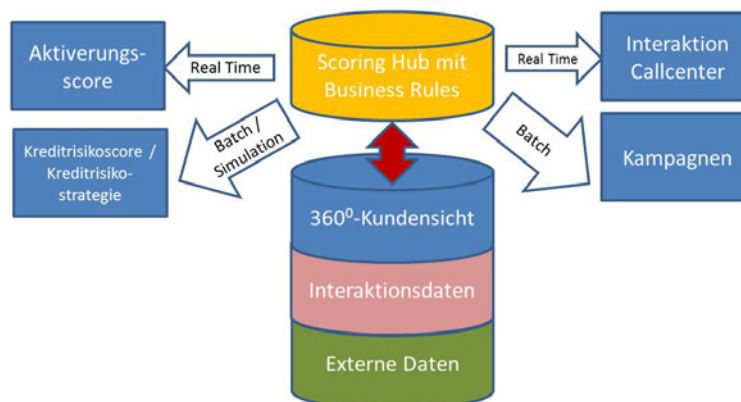
Speziell ist, dass diese Algorithmen robust sind, schnell durch den Nicht-Statistiker verwendet und sofort auf neue Daten angewendet werden können – konkret, dass für neue Kunden direkt individuelle Wahrscheinlichkeiten berechnet werden. Die Entwicklung von prädiktiven Modellen und deren Plausibilisierung kann so extrem schnell erfolgen. Erfahrungsgemäss verschlingt die vorherige Datenvorbereitung wesentlich mehr Zeit als die eigentliche Modellentwicklung (dieses Verhältnis bewegt sich oft im Bereich von 90:10).

Batch, Real Time – Right Time

In der Regel findet ein solches Kundenscoring (Errechnung der Wahrscheinlichkeiten auf Einzelkundenebene) in periodischen Läufen (Batch) statt und die Ergebnisse werden in Datenbanktabellen abgelegt. Da stehen sie dann beispielsweise für das Kampagnenmanagement zur Verfügung. Dies reicht auch in der Regel völlig aus. In bestimmten Situationen kann sich aber die Basisinformation, aufgrund derer die Wahrscheinlichkeiten berechnet wurden, schnell ändern. Wenn in einer Versicherung beispielsweise ein Schadensfall gemeldet wird, standen die neuen Informationen, die eine Betrugswahrscheinlichkeit berechnen, am Vorabend noch nicht zur Verfügung. Deshalb muss in einer solchen Situation eine Wahrscheinlichkeit aufgrund der neuen Informationen berechnet werden, und dies nach Möglichkeit in Sekundenbruchteilen.

Solche Echtzeit-Anwendungen sind absolut möglich, und die Integration in bestehende

Entscheidungsoptimierung auf Unternehmensebene – Scoring Hub (Telco)



Zentraler Scoring-Hub eines Unternehmens. Bildquelle: Dynelytics

Callcenter-Umgebungen ist vielfach erprobt. Allerdings ist der nötige Aufwand wesentlich höher als bei der Errechnung von Batch-Scores. Es lohnt sich auf alle Fälle sehr genau zu überlegen, ob und wo Echtzeit-Scoring wirklich erforderlich ist – eben, die Berechnung von Scores in «Right Time».

Erfolge für einen Kreditkartenherausgeber

Die Aufdeckung betrügerischer Transaktionen ist für die Kreditkarten-Branche, aber auch für deren Kunden existenziell – und hier helfen entsprechende Modelle, suspekt Transaktionen und Kunden zu identifizieren. Dabei hat sich einmal mehr die Kombination von Modellen mit Business Rules bewährt. Ein konkretes Beispiel aus der Schweiz zeigt aber, dass ein Modell, das zwischen «guten» und «schlechten» Kunden unterscheidet, von wesentlich breiterem Nutzen sein kann: Nebst einer Reduktion der Verluste durch betrügerische Transaktionen resultierte auch eine Reduktion der Kosten durch einen effizienteren Mahnprozess und eine tiefere Kündigungsrate bei guten Kunden – denn wer als guter Kunde ungerechtfertigt gemahnt wird, wechselt eher zur Konkurrenz. Dann aber wurde das Modell auch für CRM-Zwecke genutzt: Durch genaueres Targeting konnten zusätzliche Produkte verkauft sowie auch höhere Kreditlimiten abgeschlossen werden. Insgesamt resultierte ein Gewinnzuwachs im zweistelligen Prozent-Bereich.

Business Analytics: BI ergänzt mit Predictive Analytics

Bei der Kombination von Predictive Analytics mit traditionellem Business Intelligence (BI), dem nachträglichen Darstellen und Auffächern von Umsatz- und Gewinnzahlen, spre-

chen wir von Business Analytics. Dies ermöglicht das Beste aus zwei Welten: die detaillierte Aufschlüsselung der Vergangenheit kombiniert mit der Vorhersage des Verhaltens von Kundengruppen oder sogar von Einzelkunden.

Ein analytisches Framework für ein Unternehmen

Viele Jahre lang beschränkte sich die Anwendung prädiktiver Modelle häufig auf spezifische Fachbereiche: CRM-Modelle für den CRM-Bereich, Risk-Modelle für die Betrugsbekämpfung etc. Eine genauere Analyse zeigt aber, dass viele dieser Modelle auf einer gleichen oder sehr ähnlichen Datenbasis aufbauen. Warum also nicht eine 360-Grad-Kundensicht zentral auf Unternehmensebene aufbauen und diese den verschiedenen Fachbereichen zur Verfügung stellen? Ein solcher zentraler Scoring Hub inklusive Business Analytics hilft in einem erheblichen Ausmass, Kosten zu sparen und den Nutzen, den Return on Investment, wesentlich zu erhöhen. Technisch gesehen steht die geeignete Infrastruktur mit SOA und Repository-Diensten zur Verfügung. Was meist fehlt, ist ein Anstoss auf Unternehmensebene.

Nachdem sich Predictive Analytics in den vergangenen Jahren vor allem in Fachabteilungen durchgesetzt hat, steht nun der Schritt zur Anwendung auf Unternehmensebene mit einer zentralen Infrastruktur an. Nachdem sich also für die meisten Firmen ein Data Warehouse als unerlässlich erwiesen hat, steht mit einer adäquaten analytischen Infrastruktur der nächste Schritt vor der Tür. Der zu erwartende Profit ist gross, während die Risiken (anders als beim Basejumper) überschaubar sind. <