

# MANAGEMENT BY ALGORITHMEN

Alfred P. WAGNER<sup>1</sup>, Hayri CICEKDAG<sup>2</sup>, Jozef SABLİK<sup>3</sup>

*Autori: Alfred P. Wagner<sup>1</sup>, Hayri Cicekdagi<sup>2</sup>, Prof. Ing. Jozef Sablik, CSc.<sup>3</sup>*

*Pracovisko: <sup>2</sup>Faculty of Materials Science and Technology, Trnava*

*Adresa: <sup>1</sup>Korneburgerstr. 82, 2103 Langenzersdorf, Austria, <sup>2</sup>Titusstr. 19, 60439*

*Frankfurt, Deutschland<sup>2</sup>, Paulínska 16, 917 24 Trnava*

*Tel: 004219018646026 E-mail: [cicekdagi@web.de](mailto:cicekdagi@web.de), [resetova@mtf.stuba.sk](mailto:resetova@mtf.stuba.sk)*

## Abstract

*Reading this text entrepreneurs and managers are convinced to get a well-know every day using „Management by“ – tool supplementing all the other „Management by Techniques such as „ Management by Objectives / Exceptions/ Systems/Results/ Participation/Delegation/Motivation etc.called „Management by Algorithms“ The reason why to create „Management by Algorithms“ is because just now or in the near future managers more and more have to make their business decisions on the basis of mathematical quantitative formulas, or algorithms instead of „approximate deciding in their stomach“ alone ! In these cases „Management by Algorithms“, usually calculated as uni- or multivariate regression functions, is very usefull.*

## Key words

*Management by Algorithmen, quantitative Mathematics by Management*

In Zukunft erfordern bestmögliche technische und betriebswirtschaftliche Problemstellungen bzw. Lösungen in verstärktem Maße möglichst treffsichere Entscheidungen. Diese können nicht immer ohne genaue mathematische Datenauswertungen vorgenommen werden, denn Entscheidungen aus dem hohlen Bauch heraus können bei charismatischen Managern ein treffsicheres Goal sein, können aber auch gemäß praktischer Erfahrungen ein schwerer Flop werden. Qualitative und quantitative unternehmerische Entscheidungen müssen daher einander sinnvoll ergänzen.

Nachfolgend werden drei Fallbeispiele für betriebswirtschaftliche und technische Funktionen dargestellt; grundsätzlich ergeben alle empirisch erfassten Daten mit einer von einer oder mehreren unabhängigen Variablen abhängigen Variablen uni- oder multivariate Regressfunktionen, für deren wesentliche Algorithmen und deren Lösungsmöglichkeiten mathematische Softwarepakete angeboten werden.

## Fallbeispiel I

Der Nachfolgende Algorithmus für die Kalkulation des voraussichtlich planbaren Energiebedarfes für Induktionstiegelöfen wurde in den Jahren 1991 – 1992 für die Betriebs-Gießerei einer internationalen Maschinenfabrik entwickelt:

Basis:

Elektrischer Energieverbrauch (kWh)= f (Kalter Einsatz von laminarem Grauguss GG in to; Kalter Einsatz von globularem Grauguss/Sphäroguss GGG in to; Kalter Einsatz von Stahlguss StG in to; Alter des Ofens in Jahren; Außentemperatur in Grad Celsius).

E-Energieverbrauch = f (GG; GGG; StG; Temp; Alter)

Es wurde eine Datenbank aus insgesamt 96 empirisch ermittelten Datensätzen erstellt; aus diesen Datensätzen wurden die lineare und die logarithmische Mehrfach- Regressionsfunktion mittels mathematischer Software (Fa. DRIGUS Düsseldorf) ermittelt, wie folgt:

Beispiel für einen gemessenen Datensatz:

Nr.	Datum	GG (to)	GGG (to)	StG (to)	Temp (Grad C)	Alter (Jahre)	E-Verbrauch (kWh)
24	7.3.88	108.3	6	6	4.3	2.0	78.544

### Linearer Regressions-Algorithmus für den E-Energieverbrauch:

E-Energieverbrauch = 6871 + 536\*to GG + 758\*to GGG + 755\*to StG + 23\*Grad C + 2710\*Jahre

Gerechneter E-Energieverbrauch : 79.517 kWh

Tatsächlicher E-Energieverbrauch : 78.544 kWh

Abweichung des multivariaten Regressionswertes vom Realwert.: 973 kWh  
(entspricht ca.1% Abweichung vom Realwert)

### Logarithmischer Regressions – Algorithmus für den E-Energieverbrauch:

$$E\text{-Energieverbrauch} = e^{7,81018} \cdot \text{to GG}^{0,65702} \cdot \text{to GGG}^{0,1447} \cdot \text{to StG}^{0,05937} \cdot \text{Grad C}^{0,00003} \cdot \text{Jahre}^{0,05243}$$

Gerechneter E-Energieverbrauch : 79.517 kWh

Tatsächlicher E-Energieverbrauch : 78.544 kWh

Abweichung des multivariaten Regressionswertes vom Realwert.: 1207 kWh  
(entspricht ca.1,5% Abweichung vom Realwert)

Welche der beiden Regressions-Funktionen (bzw. Weiter mögliche Regressions-Funktionen höheren Grades) in der Praxis für Planungszwecke des voraussichtlichen E-Energiebedarfes bei geplantem Schmelzgut-Einsatz verwendet werden soll, ist aufgrund genauerer statistischer Interpretation zu entscheiden.

Diskussion für den Praktiker: Aufgrund der guten Isolierung des Ofengebäudes sowie des Induktionsofens selbst geht die Außentemperatur praktisch als Einflussgröße nicht ein und kann vernachlässigt werden.

Mit zunehmenden Alter des Ofens allerdings steigt der E-Energieverbrauch nicht unwesentlich an (durchschnittlich in 5 Jahren im gegenständlichen Fall bei ungefähr gleichem Schmelzgut-Einsatz um mehr als 10.000 kWh seit der Ofeninbetriebnahme, was die Überlegung nahe legt, die Investition neuer Öfen mit geringem E-Energieverbrauch rechtzeitig zu prüfen.

## Fallbeispiel II

Im Rahmen eines Ausbildungsprojektes für Wirtschaftsingenieure wurde folgender linearer Algorithmus für die Beeinflussung der Oberflächen-Qualität von rauen Gusswerkstücken entwickelt:

Basis:

Oberflächengüte von Gusswerkstücken  $Y = f$  (Formsanfeuchte  $X_1$ , Sandkornfraktion  $X_2$ , Sandformhärte  $X_3$ , Schmelztemperatur  $X_4$ ).

Als Maß für die Oberflächengüte wurde Oberflächenrauigkeit in  $my$  gemessen; für die verschiedenen Einflußgrößen wurden gemessen: der prozentuelle Feuchtegehalt des Formsandes, für die Kornfraktion die Maschenweite, die Sandformhärte, die Schmelztemperatur des Gusses der Werkstücke in Grad C.

Nr.	Datum	Y (RZ,my)	X1 (SF,%)	X2 (MW)	X3 (SH)	X4 (Grad C)
1	3.5.91	51	4	5	70	830

Mit Hilfe des DRIGUS-Regressions-Softwarepaketes wurde ein **linearer Algorithmus ermittelt wie folgt:**

$Y = 111,55 + 0,45X_1 + 7,18X_2 + 0,30X_3 - 0,15X_4$  womit sich ergibt:

Gerechneter Oberflächengütewert : 46 my

Gemessener Oberflächengütewert: 51 my

Abweichung des multivariaten Regressionswertes vom Realwert: 5 my  
(entspricht ca. 10% Abweichung vom Realwert; geringe Anzahl von Datensätzen)

### Diskussion:

Erwartungsgemäß hat Kornfraktion einen hohen Einfluß auf die Oberflächengüte der Gusswerkstücke, zu hohe Sandhärte und Sandfeuchtigkeit verschlechtern die Oberflächenqualität, eine relativ hohe Schmelz – bzw. Gießtemperatur verbessert diese.

### Fallbeispiele III

M. Kotabe und C. Helsen [2] Befassen sich mit multivariaten Regressions – Funktionen im globalen Marketing und führen für die EU-Staaten generell folgenden Algorithmus an:

**Microwave Ownership = - 76,7 – 0.5 Frozen Food Consumption + 2,7 Women (in labor jobs) – 0,03 per Cap GDP;  $R^2 = 0,52$**

Interpretation:

$R^2 = 0,52$  deutet auf eine relativ schwache Korrelation bzw.auf einen im Rahmen der statistischen Sicherheit aussageschwachen Algorithmus hin.

Parameter (vorzeichen):

- Der Absatz an Mikrowellenherden scheint bei der Tiefkühlkonsumation mit einem Minusvorzeichen auf, was „unlogisch“ erscheint (...“je mehr Tiefkühlkonsumation, umso mehr Absatz an Mikrowellenherden/..wäre zu erwarten gewesen)
- Der Absatz an Mikrowellenherden scheint beim Pro-Kopfeinkommen ebenfalls mit einem Minus vorzeichen auf, was auch „unlogisch“ erschenit (allerdings handelt es sich hier mit 0.03 um einen sehr kleinen „statistischen“ Wert)
- Allerdings ist dem Algorithmus glaubhaft zu entnehmen, dass mit Zunahme der in Labors arbeitstätigen Frauen der Absatz an Mikrowellenherden verstärkt zunimmt.

#### Quellennachweis:

[1] KOTLER, P. *Marketing Management*. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 2000.

[2] HELSEN, K. , KOTABE, M. *Global Marketing Management*. New York: John Wiley & Sons, 2000.

[3] WAGNER, A. P. *Kalkulation und Gewinnmaximierung*. Wien: Wirtschaftsverlag Dr. Anton Orac, 1975.