

BESSERE PROZESSREGELUNG MIT MULTIVARIATER QUALITÄTSREGELKARTE

Alle Fäden in einer Hand

Immer anspruchsvollere Qualitätsanforderungen an Elektronikkomponenten führen univariate SPC-Methoden zunehmend an ihre Grenzen. Ein Lieferant und ein Hersteller im Automotive-Sektor entwickelten eine multivariate Methodik und unterzogen sie dem industriellen Praxistest. Mit einer einzigen Qualitätsregelkarte lassen sich selbst kritische und korrelierte Prozesse besser regeln.

Christoph Beyreuther und Rolf Münch, Regensburg; Kerstin Harms, Dortmund; Klaus-Jürgen Wolter und Heinz Wohlrabe, Dresden

ie Komplexität und Bedeutung der Automobilelektronik ist in den letzten Jahren stark angestiegen. Sie nimmt bereits heute einen entscheidenden Wertanteil am Fahrzeug, der weiter steigen wird. Ein Großteil der automobilen Innovation kann auf die Entwicklung im Elektronikbereich zurückgeführt werden. Dieser Trend spiegelt sich aber auch zunehmend in den Fehlerursachen der Ausfall- und Rückrufstatistiken wider. Um den elektronikbedingten Ausfall- und Fehleranteil noch weiter reduzieren zu können, müssen die angewendeten Qualitätsmethoden und -werkzeuge weiterentwickelt werden. Für die Qualität der Einzelbauelemente der Elektronik ergibt sich daraus die Forderung, dass die Fehlerquote den einstelligen Defects-per-million-Bereich zukünftig unterschreiten muss.

Bessere Prozessregelung für Nullfehlerstrategien

Um dies zu erreichen, werden im gesamten Automotive-Sektor verschiedenste Programme zur Implementierung von sogenannten Nullfehlerstrategien betrieben. Einen Beitrag dazu kann eine Verbesserung der Prozessregelung leisten. Deshalb hat die Siemens VDO Automotive AG, Regensburg, Automobilelektornik-Zulieferer von 53 000 Mitarbeitern weltweit, in Kooperation mit der Technischen Universität Dresden und der Elmos Semiconductor AG, die mit 1000 Mitarbeitern in Dortmund und Duisburg ASIC-Bauelemente produziert, eine Fallstudie durchgeführt, um neue Methoden der statistischen Prozessregelung zu analysieren. Ein Schwerpunkt liegt vor allem in der Analyse multivariater Methoden und deren möglicher Anwendbarkeit in der industriellen Praxis.

Alle ermittelten Prozess- bzw. Produktdaten in einer Fertigung streuen und können durch eine Verteilungsfunktion beschrieben werden. Die Regelung der qualitätsrelevanten Prozessvariablen erfolgt in der Praxis oft durch eine Shewhart-Qualitätsregelkarte (QRK) (Bild 1). Verläuft der eingetragene Linienzug innerhalb der Grenzen, so ist der beobachtete Prozess unter statistischer Kontrolle. Im Gegenzug kann davon

ausgegangen werden, dass der Prozess sich außerhalb statistischer Kontrolle befindet, sobald eine der Eingriffsgrenzen überschritten wird. Der Vorteil dieser univariaten QRK-Technik besteht vor allem in der grafischen Visualisierung des Prozessverlaufs. Dadurch können relativ schnell mit einfachen Mitteln größere Abweichungen von der Soll-Prozesslage präventiv detektiert werden.

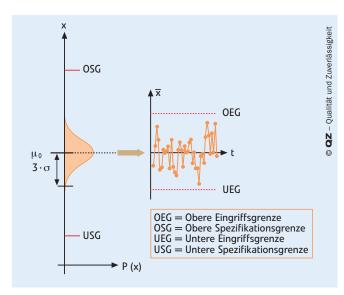


Bild 1. Das Prinzip der Shewhart-Qualitätsregelkarte

Ein entscheidender Nachteil der Shewhart-QRK besteht in der Voraussetzung, dass die kontrollierten Variablen unabhängig voneinander sind. Dies widerspricht der Realität einer Fertigung, da es stets Ursache-Wirkungs-Zusammenhänge gibt. Insbesondere bei komplexen Prozessen, wie sie in der Halbleiterindustrie anzutreffen sind, ist es durch die Vielzahl von simultan zu überwachenden QRK schwierig, ein Urteil über den Prozessstatus abzugeben. Ein multivariater Ansatz ist bedeutend geeigneter, die Prozessrealität abzubilden.

Der Vorteil des multivariaten Ansatzes lässt sich am Beispiel eines Prozesses mit zwei kontrollierten Prozessvariablen verdeutlichen. Bei einer univariaten Betrachtung ergibt sich ein rechteckiger Bereich zulässiger Prozesszustände (Bild 2). Doch bei korrelierten Prozessvariablen wird der Bereich des stabilen Prozesses durch eine Kontrollellipse beschränkt, die innerhalb des Rechtecks der univariaten Betrachtung liegt.

Vom Rechteck zur Ellipse

Diese Situation mithilfe einer einzigen Qualitätsregelkarte zu kontrollieren, ist Aufgabe der multivariaten Qualitätsregelkarte. Ihr Basiskonzept besteht vor allem in der Kontrolle einer skalaren Größe – der quadratischen statistischen Distanz SD2. Für den bivariaten Fall berechnet sich diese aus

$$SD^{2} = \frac{1}{(1 - r^{2})} \left[\left(\frac{x_{1} - \overline{x}_{1}}{s_{1}} \right)^{2} - 2 \cdot r \cdot \left(\frac{x_{1} - \overline{x}_{1}}{s_{1}} \right) \left(\frac{x_{2} - \overline{x}_{2}}{s_{2}} \right) + \left(\frac{x_{2} - \overline{x}_{2}}{s_{2}} \right)^{2} \right]$$

mit den empirischen Standardabweichungen s₁, s₂, den Mittelwerten \bar{x}_1 , \bar{x}_2 , der Kovarianz s_{12} und den Korrelationskoeffizien-

$$r = s_{12} / (s_1 \cdot s_2)$$

 SD^2 entspricht jeweils einer Ellipse durch den Punkt $(x_1; x_2)$ (Bild 2). Ist diese größer als die Kontrollellipse, so liegt eine Eingriffsgrenzenverletzung vor.

Die Erweiterung der Statistik für den allgemeinen Fall bei p Variablen ergibt die sogenannte Hotelling-T²-Statistik:

$$T^{2} = (\mathbf{x} - \overline{\mathbf{x}})^{T} \mathbf{S}^{-1} (\mathbf{x} - \overline{\mathbf{x}})$$

Dabei ist

$$\overline{\mathbf{x}} = (\overline{x}_1, \overline{x}_2, \dots, \overline{x}_p)^T$$

der Vektor mit den p verschiedenen Mittelwerten der Variablen, welcher die Ziellagen des zu kontrollierenden multivariaten Prozesses repräsentiert. Die Abhängigkeiten zwischen den Variablen werden eindeutig beschrieben durch die empirische Kovarianzmatrix, die sich aus den Varianzen der Variablen und den Kovarianzen zwischen den Variablen zusammensetzt:

$$S = \begin{pmatrix} s_1^2 & s_{12} & \cdots & s_{1p} \\ s_{21} & s_2^2 & \cdots & s_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{p1} & s_{p2} & \cdots & s_p^2 \end{pmatrix}$$

Methodik im Praxistest

Mithilfe von Daten aus der Fertigung wurde die Methodik in der Praxis untersucht. Die eingesetzte Datenbasis entstammt einer CMOS-Technologie, mit der kundenprojektbezogene ASICs für verschiedenste Automotive-Anwendungen produziert werden. Basis der Variablenauswahl sind Waferfertigungs- und Parameter-Testing-Variablen, die die implementierten geometrischen MOSFET-Strukturen und ihr elektrisches Verhalten widerspiegeln und dadurch signifikante Korrelationen enthalten.

Literatur

- 1 Tracy, N.D.; Young, J.C.; Mason, R.L.: Multivariate Control Charts for Individual Observations. Journal of Quality Technology 24 (1992) 2, S. 88-95
- 2 Tracy, N.D.; Young, J.C.; Mason, R.L.: A Bivariate Control Chart for Paired Measurements. Journal of Quality Technology 27 (1995) 4, S. 370-376
- 3 Mason, R.L.; Tracy, N.D., Young, J.C.: A Practical Approach for Interpreting Multivariate T² Control Chart Signals. Journal of Quality Technology 29 (1997) 4, S. 396-406

Autoren

Dipl.-Ing. Christoph Beyreuther, geb. 1980, ist Doktorand bei der Siemens VDO Automotive AG im Bereich Supplier Quality Management, Regensburg. Der vorliegende Beitrag entstand im Rahmen seiner Dissertation.

Dipl.-Phys. Rolf Münch, geb. 1959, ist Gruppenleiter Supplier Quality Management Design & Development bei der Siemens VDO Automotive AG, Regensburg.

Dipl.-Ing. Kerstin Harms, geb. 1971, ist Manager SPC Engineering bei der Elmos Semiconductor AG, Dortmund.

Prof. Dr.-Ing. habil. Klaus-Jürgen Wolter, geb. 1949, ist Direktor des Instituts für Aufbau- und Verbindungstechnik der Elektronik an der TU Dresden.

Dr.-Ing. Heinz Wohlrabe, geb. 1955, ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Elektronik-Technologie der TU Dresden.

Kontakt

Christoph Beyreuther T 09 41/7 90-3090 christoph.beyreuther@siemens.com www.siemensvdo.com



> 0Z102481

Referenzprozess etablieren (Phase 1)

Zunächst galt es in einer ersten Phase, einen den Forderungen entsprechenden Referenzprozess zu etablieren. Diese Phase 1 ist insofern vergleichbar mit dem Vorlauf einer Shewhart-QRK. Als Basis dürfen deshalb nur solche multivariaten Beobachtungsvektoren herangezogen werden, welche einem stabilen Prozess entsprechen. Jeder Wert außerhalb der etablierten multivariaten Verteilung erscheint in der T2-QRK als Eingriffsgrenzenverletzung.

Wichtig zur Abschätzung des Mittelwertvektors und der Kovarianzmatrix ist ein ausreichend großer Datenumfang. Nur durch eine möglichst genaue Abschätzung werden die Bewertungsergebnisse (T²-Werte) in Phase 2 reproduzierbar. Ziel muss es sein, die Varianz des etablierten Bewertungsmaßstabs möglichst gering zu halten. Nach der sorgfältigen Erfassung des repräsentativen Datensatzes und der Überprüfung der Annahmen erfolgte eine erste Abschätzung der multivariaten Verteilungsparameter. Um jedoch eine Referenz etablieren zu können, mussten erst noch atypische Werte entfernt werden.

Aufbauend auf einer ersten Schätzung des Mittelwertvektors und der Kovarianzmatrix wurde eine T2-QRK konstruiert. Durch die Definition einer entsprechenden oberen Eingriffs-

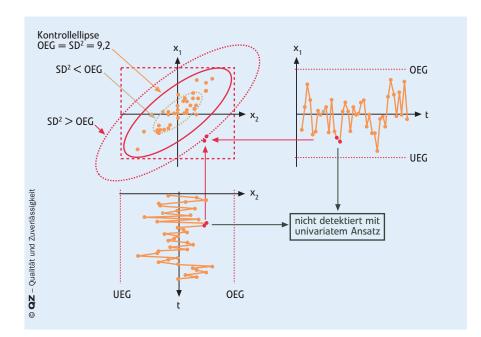


Bild 2. Kontrollbereich für zwei positiv korrelierte Prozessvariablen

grenze (OEG) wurden all die Beobachtungsvektoren detektiert, welche den vorliegenden Korrelationen zwischen den Variablen nicht entsprechen und sich durch erhöhte T²-Werte auszeichnen. Die obere Eingriffsgrenze ergibt sich aus

$$OEG = \left[\frac{(m-1)^2}{m}\right] \cdot B_{\left(\alpha, \frac{p}{2}, \frac{m-p-1}{2}\right)}$$

wobei m der Anzahl der Beobachtungsvektoren aus Phase 1 entspricht. Die potenziellen multivariaten Ausreißer wurden gemäß ihrer technischen Relevanz bewertet und gegebenenfalls aus dem Datensatz entfernt. Nach dem Entfernen solcher Ausreißer wurde die Berechnung wiederholt. Dies erfolgte so lange, bis aus technologischer Sicht keine nicht dem Referenzprozess entsprechenden Beobachtungsvektoren mehr detektiert wurden.

Im Ergebnis-Chart der T²-QRK in dieser Phase 1 wurden die Quadrate der statistischen Distanzen der Beobachtungsvektoren eingetragen (Bild 3). Dabei sind direkte Aussagen über einzelne Variablen nicht mehr ableitbar. Vielmehr ist die Karte ein Indikator für die Konformität der einzelnen Vektoren innerhalb der multivariaten Verteilung.

QRK anwenden (Phase 2)

Nachdem die Verteilungsparameter des Referenzprozesses durch die Phase 1 bestimmt wurden, erfolgte – in einer zweiten Phase – die eigentliche Anwendung der T²-QRK. Dazu wurden nun alle aufgenommenen Beobachtungsvektoren mit dieser multivariaten Referenzverteilung aus Phase 1 verglichen. Für jeden neuen p-dimensionalen Beobachtungsvektor

$$\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_p)^T$$

wird gemäß o. g. Gleichung die T²-Statistik berechnet und in eine QRK eingetragen. Die dazugehörige obere Eingriffsgrenze ergibt sich zu:

$$OEG = \frac{p(m+1)(m-1)}{m(m-p)} \cdot F_{(\alpha,p,m-p)}$$

Analog zu Phase 1 ist der T²-Wert ein Maß der simultanen Konformität aller integrierten Variablen und deren Abhängigkeiten untereinander im Vergleich zum Referenzprozess (Bild 4). Die Analyse und Interpretation der T²-QRK ist jedoch aufwendiger, da die Ursache für eine angezeigte Verletzung der Eingriffsgrenzen nicht direkt ersichtlich ist. Diese kann

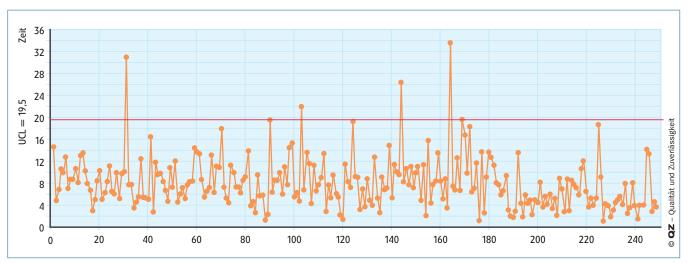


Bild 3. Detektion von Ausreißern mit der T²-Qualitätsregelkarte

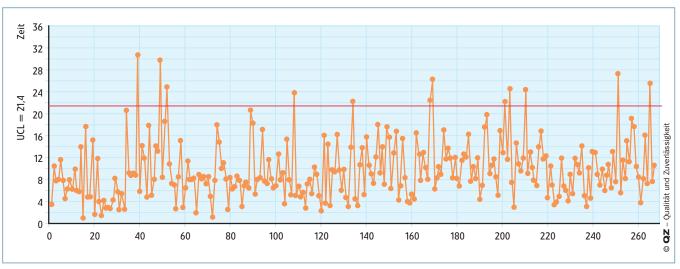


Bild 4. Ergebnisse der T²-Qualitätsregelkarte

durch eine einzelne Variable oder aufgrund eines Missverhältnisses von zwei oder mehreren Variablen untereinander entstanden sein. Zusätzlich können auch Mischformen beider Situationen auftreten. Als Interpretationsmethode des T²-Signals wurde vor allem die seit Kurzem verfügbare Mason-Young-Tracy (MYT)-Dekomposition benutzt. Sie zerlegt die T²-Statistik in p unabhängige, orthogonale Terme. Anhand einer Signifikanzbetrachtung der Einzelterme innerhalb der T2-Statistik können direkt die einzelnen Variablen bzw. deren Kombinationen ermittelt werden, welche zu einer Eingriffsverletzung geführt haben.

Im Rahmen dieser Fallstudie erwies sich die T2-Qualitätsregelkarte als eine Methodik, mit der zielgerichtet besonders kritische und korrelierte Prozesse besser geregelt werden können. Es bietet sich an, die Methodik im Rahmen von Verbesserungsprogrammen für einzelne Fehlerschwerpunkte zielgerichtet zu etablieren.

Nie mehr undetektierte Variablenkombinationen

Ein entscheidender Vorteil der Hotelling-T2-QRK gegenüber den univariaten Shewhart-QRK besteht darin, dass die simultane Konformität mehrerer Variablen und deren Abhängigkeiten untereinander durch eine einzige Karte schnell beurteilt werden kann. Es brauchen lediglich noch solche Vektoren detailliert untersucht zu werden, die eine Eingriffsgrenzenverletzung aufzeigen. Die MYT-Dekomposition hilft dabei, die wirklich kritischen Variablen zu bewerten. Damit besteht keine Gefahr, dass kritische Variablenkombinationen undetektiert bleiben. Zusätzlich ist eine begleitende Statistik zur Aufzeichnung der Häufigkeit einzelner signifikanter Dekompositionsterme sinnvoll, um Fehlerschwerpunkte und weitere Verbesserungspotenziale zu dokumentieren.