

Planung von Hochdruck-Blechumformprozessen mittels Multivariater Taguchi-Methoden

Sonja Kuhnt, Ursula Gather, Christian Klimmek, Matthias Kleiner

Die Hochdruck-Blechumformung (HBU) zeigt als ein innovatives Umformverfahren neue Potenziale bei der Fertigung komplexer Blechformteile auf. Durch die Kombination von statistischen Methoden mit der FE-Simulation kann dieser Umformprozess mit einer Offline-Prozess-Planung, gleichsam als virtuelle Produktplanung, optimiert werden. Hierbei sollen zum erstmöglichen Zeitpunkt Einstellungen relevanter Prozessparameter gefunden werden, die eine gleich bleibend optimale, von nicht kontrollierbaren Störgrößen wenig beeinflusste Qualität des hergestellten Teiles gewährleisten. Es wird gezeigt, wie solche Parameterwerte durch weiterentwickelte Taguchi-Verfahren bestimmt werden können.

Die Hochdruck-Blechumformung (HBU) zählt zu den wirkmedienbasierten Blech-Umformverfahren. Hierbei substituiert ein Wirkmedium (Öl-Wasser-Emulsion) im Vergleich zum konventionellen Tiefziehen den starren, formgebenden Stempel. Durch den hohen Druck des Wirkmediums wird das Blech in die Matrize umgeformt. Auf diese Weise können die Werkzeugkosten reduziert werden. Ferner ermöglicht dieses Verfahren über eine Vielzahl von Prozessparametern eine Steuerung des Umformprozesses. Die Komplexität des Umformprozesses nimmt jedoch zu [3]. Um die technologischen Vorteile dieses neuen Verfahrens nutzen zu können, ist die optimale Wahl von Einstellungen der Prozessparameter von großer Bedeutung. Gesucht wird nach Einstellungen kontrollierbarer Prozessparameter, die eine bestmögliche Qualität des Produktes gewährleisten und gleichzeitig den Einfluss nicht kontrollierbarer Größen minimieren. Ein solches Vorgehen, auch Robustes Parameter Design genannt, wurde durch den japanischen Ingenieur Taguchi entwickelt. Bisher eingesetzte Taguchi-Methoden betrachten allerdings überwiegend ein einzelnes zu

optimierendes Qualitätsmerkmal [1,7]. Die Entwicklung von optimalen Hochdruck-Blechumformprozessen hingegen erfordert die gleichzeitige Betrachtung mehrerer Qualitätsmerkmale, so dass eine Erweiterung der Methoden des Robusten Parameter Designs auf mehrdimensionale Zielgrößen erforderlich ist. Erste Ansätze in diese Richtung [6,8] wurden erweitert und erfolgreich auf Daten

aus FE-Simulationen von HBU-Prozessen angewendet.

Konzeption des FE-Modells

Für erste Untersuchungen genügt es, als FE-Modell ein Streifenmodell zu betrachten, das umformtechnisch relevante Merkmale wie

- die Blechdickenreduzierung und
- die Form- und Maßhaltigkeit

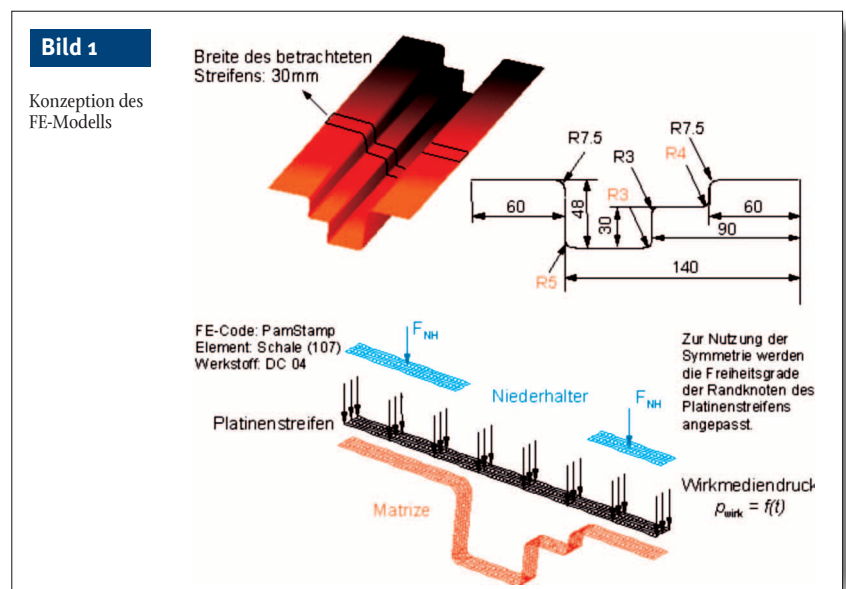
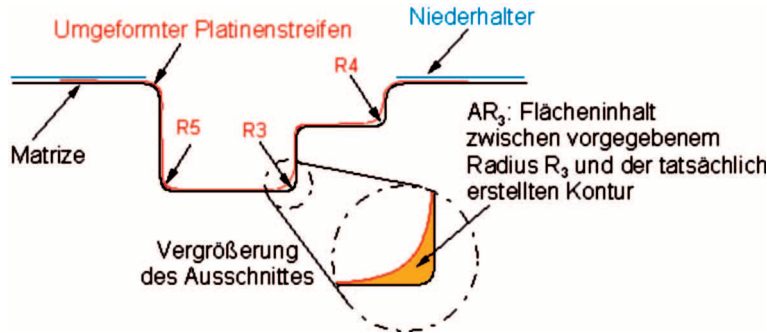


Bild 2

Flächensegmente an den Radien



erfasst und dabei eine geringe Komplexität aufweist (Bild 1). Der Streifen stellt ein Segment aus einem größeren Blechformteil dar. Durch die Nutzung von Randbedingungen an den Begrenzungsknoten des Streifens wird der Berechnungsaufwand minimiert. Der stufenartige Aufbau der formgebenden Matrize trägt dazu bei, unterschiedliche Umformgradverteilungen in dem umgeformten Platinenstreifen zu erzielen. Die Berücksichtigung verschiedener Innenradien (R3, R4, R5) bei der Gestaltung der Matrize verdeutlicht die Ausformung des Platinenstreifens in Abhängigkeit von den Prozessparametern.

Einfluss- und Störgrößen

Die Qualität des umgeformten Blechformteils ist durch verschiedene Parameter beeinflussbar. Taguchi-Verfahren unterscheiden zwischen im Produktionsprozess gut kontrollierbaren Einflussgrößen und Störgrößen, die zwar in einzelnen Experi-

menten, hier Simulationen, kontrolliert werden können, nicht aber im laufenden Produktionsprozess. Als gut kontrollierbarer Prozessparameter kann bei der HBU der maximale Wirkmediendruck (D) variiert werden. Weiterhin gut einstellbar sind die Niederhalterkräfte. Auf Grund der Asymmetrie des Werkstückes werden die Niederhalterkräfte in einem Verhältnis von 3:2 eingestellt. Die Summe der beiden Niederhalterkräfte wird hier als Niederhalterkraft K bezeichnet. Die betrachteten Werte für die Prozessparameter Wirkmediendruck und Niederhalterkraft richten sich nach realen Verfahrensgrößen von Umformmaschinen, Tabelle 1. Bei der FE-Simulation handelt es sich um ein rein deterministisches System. Demgegenüber wird bei der tatsächlichen Produktion die Qualität des Werkstücks sowohl von produktionsbedingten Ungenauigkeiten wie auch von nicht kontrollierbaren Störgrößen mitgeprägt. Zu diesen Größen zählen Reibzahlen (R) an den Werkzeugwirkflächen und

die Ausgangsblechdicke (A). Deren Schwankungen lassen sich in den Simulationen dadurch nachahmen, dass definierte Abweichungen vom Idealwert in den Versuchsplan aufgenommen werden, Tabelle 1. In späteren Untersuchungen ist eine stochastische Modellierung dieser Parameter denkbar.

Qualitätskenngrößen

Zur quantitativen Beurteilung der Umformergebnisse müssen am umgeformten Blechstreifen die Form- und Maßhaltigkeit und die Blechdickenreduzierung gemessen werden. Die Form- und Maßhaltigkeit lässt sich anhand der Ausformung des umgeformten Blechstreifens an den drei Innenradien R3, R4 und R5 charakterisieren (Bild 2). Die aufgespannte Fläche zwischen der Werkstückkontur (Blechstreifen) und der Werkzeugkontur (Matrize) wird als Maß definiert und die drei durch diese Flächeninhalte beschriebenen Qualitätsmerkmale durch AR3, AR4 und AR5 bezeichnet. Es wird eine vollständige Ausformung der Radien, d. h. ein Zielwert von Null angestrebt. Für die Bewertung der Blechdickenreduzierung lässt sich der Bodenbereich heranziehen. Für die maximale Blechdickenabnahme (MB) ist in diesem Bereich ein Zielwert von 5 % angestrebt. Die Qualität des Umformergebnisses ist somit durch den Vektor $Y = (AR4, AR3, AR5, MB)'$ messbar.

Multivariates Robustes Parameter Design

Bei der statistischen Modellbildung wird davon ausgegangen, dass der Zielvektor

$$Y = (Y_1, Y_2, Y_3, Y_4)'$$

hier

$$(AR4, AR3, AR5, MB)'$$

funktional von Einfluss- und Störgrößen abhängt und einer Zufallsverteilung folgt. Der durch die Störgrößen gegebene Teil ist stochastisch. Er entsteht zum Beispiel durch nicht kontrollierte Einflussparameter und Messfehler. Hier werden, wie bereits erläutert, die Störparameter Reibung und Ausgangsblechdicke variiert. Bisherige Taguchi-Metho-

Tab. 1: Einstellungen der Parameter und Kodierungen

		Kodierung				
		-√2	-1	0	1	√2
Einflussgrößen	Niederhalterkraft in kN	5.00	5.27	5.92	6.57	6.83
	Wirkmediendruck in MPa	20.0	22.9	30.0	37.1	40.0
Störgrößen	Reibung		0.065		0.075	
	Ausgangsblechdicke in mm		0.72		0.88	

den beziehen sich überwiegend auf eine einzige Zielgröße Y, welche optimalerweise einen Zielwert t annimmt. Hier könnte dies zum Beispiel die Fläche AR4 mit dem Zielwert $t_{AR4}=0$ sein. Für diese Zielgröße wird der durch Abweichungen vom Zielwert entstehende Verlust mittels einer Funktion

$$L(Y) = c(Y-t)^2$$

gemessen, wobei c eine geeignete gewählte Kostenkonstante darstellt. Dieser Verlust ist, genauso wie die Zielgröße selber, bedingt durch die Störgrößen, zufällig. Ziel des Robusten Parameter Designs ist es, Einstellungen der Einflussgrößen zu finden, die den Erwartungswert des Verlustes, gebildet über die nicht kontrollierbaren Störgrößen, minimieren. Der erwartete Verlust ist eine Funktion in den Einflussgrößen, d. h. des Wirkmediendruckes und der Niederhalterkraft. Er wird kurz als Risiko bezeichnet. Auf Grund des Zusammenhanges

$$R(D, K) = c(E(Y(D, K)) - t)^2 + c \text{Var}(Y(D, K))$$

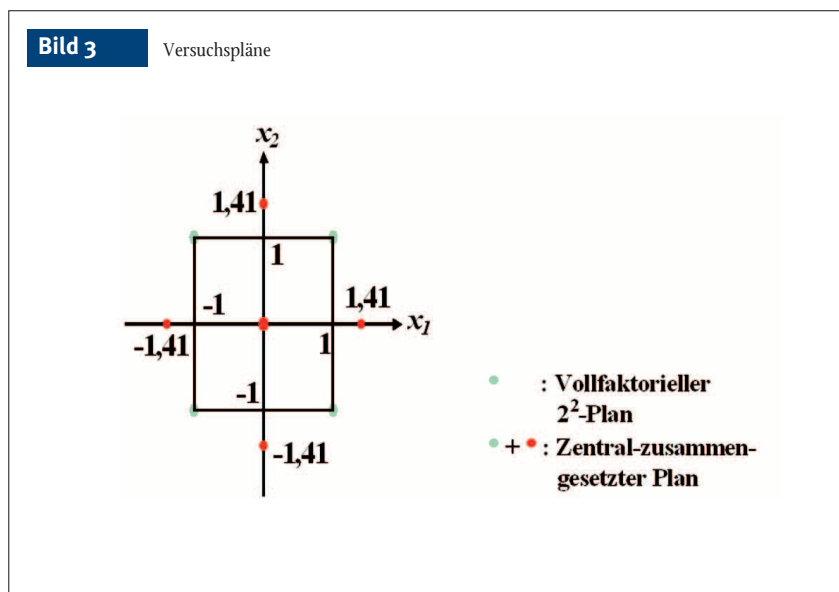
kann die Minimierungsaufgabe als die Suche nach Einstellungen, welche die Varianz minimieren und den Erwartungswert auf den Zielwert bringen, formuliert werden. Dabei ist mit $E(Y)$ der Erwartungswert von Y und mit $\text{Var}(Y)$ die Varianz von Y bezeichnet. Für beide Größen wird antizipiert, dass sie in Abhängigkeit von K und D variieren.

In Erweiterung des univariaten Taguchi-Ansatzes kann die Gesamtqualität einer Umformung gemessen werden durch eine „multivariate“ Verlustfunktion [6]. Diese ist die Summe gewichteter quadratischer Abweichungen der Zielgrößen – AR4 (Y_1), AR3(Y_2), AR5(Y_3) und MD (Y_4) – von den vorgegebenen Zielwerten; $t_1 = t_2 = t_3 = 0, t_4 = 0.05$.

$$L(Y) = (Y-t)'C(Y-t)$$

$$= \sum_{i=1}^4 c_{ii} (Y_i - t_i)^2 + \sum_{i+j} c_{ij} (Y_i - t_i)(Y_j - t_j)$$

Dabei bezeichnen c_{ii} , c_{ij} , $i, j = 1 \dots 4$, Elemente einer Kostenmatrix C, die der Gewichtung der einzelnen Summanden der Verlustfunktion dienen. Diese Gewichtung geschieht z. B. anhand der durch Abweichungen vom Zielwert entstehenden Kosten.



Durch die Wahl der Matrix C ist es somit möglich, für die verschiedenen Qualitätsmerkmale die Forderung, dass diese nah am Zielwert liegen, unterschiedlich hoch einzustufen. Für die multivariate Verlustfunktion ist der erwartete Verlust gegeben durch

$$R(Y(K, D)) = \text{Spur} \left(\sum (K, D) \right) + (E(Y(K, D)) - t)' C (E(Y(K, D)) - t)$$

wobei \sum die Kovarianzmatrix von Y bezeichnet. Somit setzt sich der erwartete Verlust wieder aus einer Kovarianzkomponente und einer quadratischen Fehlerkomponente zusammen. Ziel ist es nun wie im univariaten Fall, Einstellungen der gut kontrollierbaren Einflussgrößen zu finden, die das Risiko minimieren. Dazu ist es notwendig, die unbekannte Risikofunktion auf Basis experimenteller Daten zu schätzen.

Versuchsplan für die FE-Simulationen

Für die Abschätzung der Risikofunktion sind in einem Optimierungsexperiment 36 FE-Simulationen auf Basis eines Produktversuchsplanes durchgeführt worden [2]. Der gewählte Versuchsplan ist das Produkt aus einem zentral zusammengesetzten Plan für die Einstellungen der gut kontrollierbaren Prozessparameter im inneren Plan und einem 2^2 -faktoriellen Versuchsplan für die Einstellungen der Störgrößen im äußeren Plan (Bild 3). Als Ergebnis dieser Simulationen sind die Qualitätsmerkmale AR4, AR3, AR5 und MB festgehalten worden.

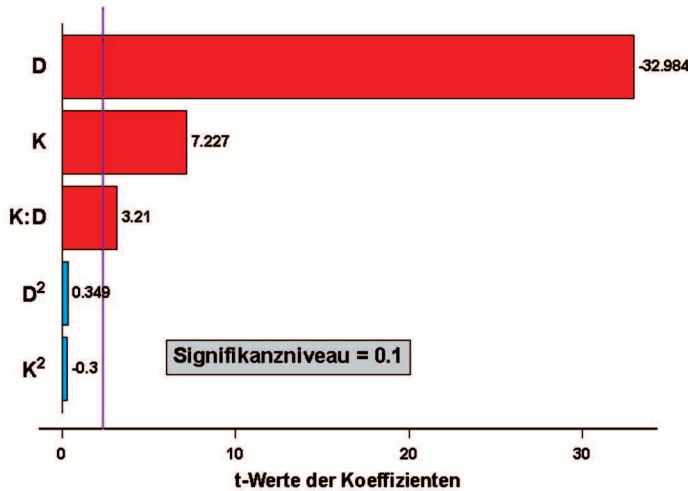
Anpassung eines Risiko-Modells

Im ersten Schritt der Datenanalyse werden empirische Mittelwerte und

Tab. 2: Empirische Werte aus den Simulationsergebnissen

K	D	AR4	AR3	AR5	MB	AR4	AR3	AR5	MB
Empirische Mittelwerte					Empirische Varianzen				
-1	-1	12.11	20.77	4.72	0.054	0.88	9.71	1.21	0.000118
1	-1	13.20	21.06	5.37	0.049	3.78	0.92	2.01	0.000138
-1	1	2.51	5.83	1.65	0.064	8.64	22.63	1.02	0.000103
1	1	6.25	11.04	2.35	0.074	21.35	17.98	0.45	0.000078
$-\sqrt{2}$	0	6.35	11.75	3.03	0.060	18.36	41.97	2.47	0.000114
$\sqrt{2}$	0	11.77	16.89	3.09	0.066	3.02	9.83	2.45	0.000111
0	$-\sqrt{2}$	14.21	21.73	6.43	0.040	13.47	8.21	4.96	0.000110
0	$\sqrt{2}$	2.43	6.56	1.77	0.074	8.85	23.53	0.92	0.000220
0	0	9.25	15.37	3.05	0.064	16.60	11.64	1.67	0.000033

Bild 4 Pareto-Plot für das Risiko

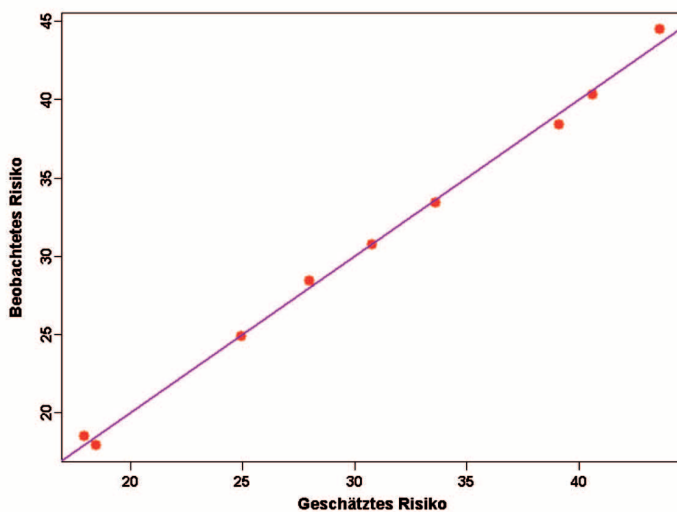


Tab. 3: Empirisches Risiko an den Designerpunkten

K	D	ER
-1	-1	38.40
1	-1	40.34
-1	1	17.94
1	1	24.88
$-\sqrt{2}$	0	28.42
$\sqrt{2}$	0	33.39
0	$-\sqrt{2}$	44.47
0	$\sqrt{2}$	18.52
0	0	30.77

schen Erwartungswerte und Varianzen in obige multivariate Risikofunktion werden empirische Werte für das Risiko (ER) an den Designpunkten erhalten, Tabelle 3. Als Gewichtsmatrix C dient eine Diagonalmatrix mit den Kehrwerten der empirischen mittleren Abweichungen vom Zielwert über alle Simulationen als Hauptdiagonalelemente der Hauptdiagonalen. Diese Matrix wurde zur Normierung gewählt, da die Qualitätsmerkmale offensichtlich unterschiedliche Größenordnungen aufweisen. Auf Basis der so erhaltenen Schätzwerte wird das Risiko durch ein Lineares Modell approximiert. Zunächst wird ein Modell gewählt, das für die beiden Designparameter Niederhalterkraft und Wirkmediendruck sowohl Haupteffekte als auch Wechselwirkungen und quadratische Effekte berücksichtigt. Koeffizientenschätzwerte sowie geschätzte Standardfehler sind in Tabelle 4 zu finden. Diese enthält weiterhin Werte einer Teststatistik zur Überprüfung der Hypothese, dass die Koeffizienten gleich Null sind. Bei einem für die explorative Modellfindung gewählten Testniveau von 0,1 kann diese Hypothese für die Haupteffekte und Wechselwirkungen abgelehnt werden, Bild 4, [4, S.74ff.]. Daher kann als Schätzung für das Risiko die Funktion

Bild 5 Vergleich geschätztes – beobachtetes Risiko



Varianzen der vier Qualitätsmerkmale aus den jeweils vier Versuchen für die im Versuchsplan enthaltenen Designpunkte der Parameter K und D berechnet, Tabelle 2. Die Schätzwerte deuten darauf hin, dass Erwartungswerte und Varianzen der Zielgrößen tatsächlich in Abhängigkeit von den Designparametern variieren. Weiterhin führen in allen Fällen die höheren Einstellungen des Wirkmediendrucks bei gleich bleibender Niederhalterkraft zwar zu kleineren beobachteten Mittelwerten der Flächen, aber andererseits auch zu weiter vom Zielwert (0.05) entfernt liegenden mittleren maximalen Blechdickenausdünnungen. Dieses

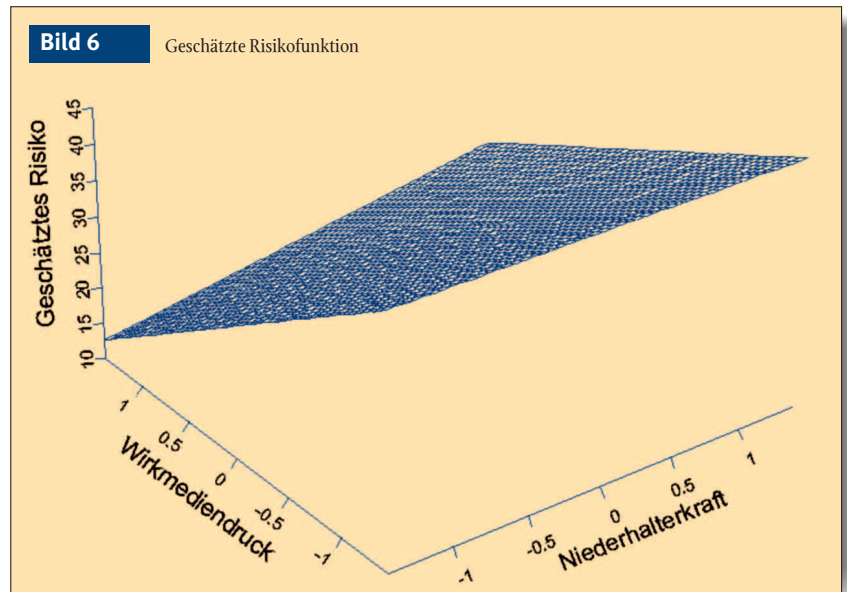
Ergebnis lässt vermuten, dass es nicht möglich ist, die Flächen-Qualitätsmerkmale und die maximale Blechdickenausdünnung gleichzeitig zu optimieren. Es kann nur eine Kompromisseinstellung gefunden werden. Durch Einsetzen der empiri-

Tab. 4: Anpassung eines Linearen Modells

	Koeffizient	Std. Fehler	t-Wert	Pr (> t)
Intercept	30.800	0.778	39.500	< 0.001
K	1.990	0.275	7.230	0.005
D	-9.080	0.275	-33.000	< 0.001
K ²	-0.137	0.456	-0.300	0.784
D ²	0.159	0.456	0.349	0.750
K:D	1.250	0.389	3.210	0.049

$$\hat{R}(K,D) = 30.8 + 1.99K - 9.08D + 1.25KD$$

als geeignet angesehen werden, dies bestätigt sich auch beim Vergleich der durch die Funktion gegebenen geschätzten Risikowerte mit den beobachteten Werten (Bild 5) Die durch die Funktion definierte Fläche in den Parametern Wirkmediendruck und Niederhalterkraft deutet darauf hin, dass optimale Einstellungen der Designparameter außerhalb des untersuchten Bereiches liegen (Bild 6). Im Untersuchungsbereich wird die geschätzte Risikofunktion minimal für die kodierten Einstellungen $K = -\sqrt{2}$ und $D = \sqrt{2}$ und liefert als Vorhersagewert $(-\sqrt{2}, \sqrt{2}) = 12.64$.



Bestätigungsexperimente

Generell wären als Nächstes neue Simulationen gemäß einem Versuchsplan in Richtung der angedeuteten optimalen Einstellungen durchzuführen und auszuwerten. Für dieses recht einfache FE-Modell genügt es jedoch, als Bestätigungsexperimente Simulationen mit dem $-\sqrt{2}$ entsprechenden Wert von 5kN für die Summe der Niederhalterkräfte und dem $\sqrt{2}$ entsprechenden Wert von 40 Mpa für den Wirkmediendruck durchzuführen. Für diese Einstellung wurden für jede Kombination der Störgrößen Simulationen durchgeführt und aus den jeweils vier Werten für die Qualitätsmerkmale wie zuvor empirische Erwartungswerte, Varianzen und der empirische Risikowert berechnet, Tabelle 5. Der beobachtete Risikowert von 11.23 entspricht ungefähr dem vorhergesagten Wert von 12.64 und bestätigt somit das gewählte Modell. Es zeigt sich zudem an den aus den Bestätigungsexperimenten berechneten empirischen Mittelwerten, dass mit der gewählten Gewichtung der Qualitätsmerkmale die Flächeninhalte optimiert, d. h. verkleinert wurden,

aber bei der maximalen Blechdickenausdünnung Kompromisse gemacht werden.

Zusammenfassung

Es wurde aufgezeigt, wie neue statistische Methoden des Robusten Parameter Designs in Verbindung mit FE-Simulationen von wirkmedienbasierten Blechumformprozessen optimale Parametereinstellungen liefern können. In zukünftigen Untersuchungen soll die hier zunächst gering gehaltene geometrische Komplexität des FE-Modells schrittweise erhöht werden. Gleichzeitig wird eine Weiterentwicklung der statistischen Methoden angestrebt. Neben der Formulierung und Untersuchung weiterer Verlustfunktionen für multiple Qualitätsmerkmale bietet es sich bei einer sehr hohen Anzahl gleichzeitig zu optimierender Merkmale an, Methoden der Dimensionsreduktion vorzuschalten.

Wir danken der Deutschen Forschungsgemeinschaft (DFG) für die Unterstützung des Forschungsvorhabens „Methoden zur Prozess- und Werkzeugoptimierung für die Blechformteilefertigung mit statistischer Versuchsplanung und Finite-Elemente-Simulation“ im Rahmen der Forschergruppe 366.

Literatur

- [1] Grize Y. L.: Review: A Review of Robust Process Design Approaches. Journal of Chemometrics, (1995) Vol. 9, pp. 239-262
- [2] Kacker R. N.: Off-Line Quality Control, Parameter Design, and the Taguchi-Method. Journal of Quality Technology, (1985). Vol. 17, No. 4, pp. 176-188
- [3] Kleiner M.; Homberg W.; Beerwald C.: Aspekte der wirkmedienbasierten Blechumformung. 7. Sächsische Fachtagung Umformtechnik, (2000). 24.-25. Okt. 2000. Leichtbau durch Umformtechnik, Bd. 10, pp. 439-444, Verlag Wissenschaftlicher Umformtechnik
- [4] Haaland, P. D.: Experimental Design in Biotechnology. Dekker, New York. (1989)
- [5] Leon R. V.; Shoemaker A. C.; Kacker R. N.: Performance Measures Independent of Adjustment. (1987). Technometrics, Vol. 29, No. 3, pp. 253-265
- [6] Pignatiello J. J.: Strategies for Robust Multiresponse Quality Engineering. (1993). IIE Transactions, Vol. 25, No. 3, pp. 5-15
- [7] Taguchi G.; Phadke M. S.; Quality Engineering Through Design Optimization. (1984). Proceedings of GLOBECOM 84 Meeting, Piscataway, NJ: IEEE Communication Society, pp. 1106-1113
- [8] Tsui K. L.: Robust Design Optimization for Multiple Characteristic Problems. (1999). International Journal of Production Research, Vol. 37, No. 2, pp. 433-445

Autoren

Dr. rer. nat. Sonja Kuhnt, wissenschaftliche Mitarbeiterin des Lehrstuhls für Mathematische Statistik und industrielle Anwendungen der Universität Dortmund.

Univ.-Prof. Dr. rer. nat. Ursula Gather, Inhaberin des Lehrstuhls für Mathematische Statistik und industrielle Anwendungen der Universität Dortmund.

Dipl.-Ing. Christian Klimmek, wissenschaftlicher Mitarbeiter des Lehrstuhls für Umformtechnik der Universität Dortmund.

Univ. Prof. Dr.-Ing. Matthias Kleiner, Leiter des Lehrstuhls für Umformtechnik der Universität Dortmund.

Tab. 5: Bestätigungsexperimente

K	D	AR4	AR3	AR5	MB	AR4	AR3	AR5	MB	ER
Empirische Mittelwerte						Empirische Varianzen				
$-\sqrt{2}$	$\sqrt{2}$	1.04	3.05	1.55	0.063	1.71	9.58	1.25	0.00005	11.23