

Berechnung und Visualisierung statistischer Maße auf FE-Strukturen für Umformsimulationen

Johannes Will^{1*}, Christian Bucher^{1,2}, Markus Ganser³,
Kathrin Grossenbacher³

¹ DYNARDO – Dynamic Software and Engineering GmbH, Weimar

² Institut für Strukturmechanik, Bauhaus-Universität Weimar

³ BMW Group, München

Zusammenfassung

Eingangsstreuungen von Prozessparametern des Umformprozesses können zu signifikanten Streuungen der Umformergebnisse führen. Zur Prognose der Beeinflussung des Umformergebnisses durch diese Streuungen werden zunehmend stochastische Analysen bei Umformsimulationen eingesetzt. In der Regel werden so genannte Robustheitsbewertungen, Sensitivitätsanalysen von Eingangsstreuungen auf wichtige Ergebnisgrößen, durchgeführt. Diese Prognosemöglichkeit kann begleitend in der frühen Phase des Produktentwicklungsprozesses bis hin zur Serienproduktion eingesetzt werden. Das größte Potential wird dabei in der Robustheitsbeurteilung und geeigneter Maßnahmendefinition in einer möglichst frühen Entwicklungsphase erwartet.

Ausgehend von einer deterministischen Umformsimulation werden dabei eine Anzahl möglicher Realisierungen des Umformprozesses berechnet. Die Charakteristik der Eingangsstreuungen wird mittels statistischer Verteilungsfunktionen beschrieben. Mittels Korrelations- und Variationsanalyse wird die Robustheit des Umformprozesses untersucht. Ausgehend von linearen Korrelationshypothesen und deren Bestimmtheitsmaßen sowie von Variationsmaßen, dargestellt auf der FE-Struktur, wird eine erste Bewertung der Robustheit durchgeführt. In der Folge werden auf lokaler Ebene (FE-Diskretisierung) statistische Maße linearer und quadratischer Korrelationshypothese sowie der Variation herangezogen. Im vorliegenden Artikel werden die speziellen Anforderungen an vertrauenswürdige Korrelationskoeffizienten, Bestimmtheitsmaße und Fraktilwerte bei der Darstellung auf FE-Netzen diskutiert.

Keywords: Umformsimulation, Robustheitsbewertung, statistische Maße

* Kontakt: Dr.-Ing. Johannes Will, DYNARDO – Dynamic Software and Engineering GmbH, Luthergasse 1d, D-99423 Weimar, E-Mail: johannes.will@dynardo.de

1 Einleitung

Seit vielen Jahren werden FE-Methoden zur Beurteilung des Umformprozesses in industriellen Anwendungen eingesetzt. Anfangs waren die Berechnungszeiten lang und die Resultate oft unbefriedigend. Heute, durch verbesserte Materialmodelle und neue numerische Methoden, ist die Simulation ein essentieller und nicht mehr wegzudenkender Bestandteil zur Bemessung und Absicherung von Umformprozessen geworden.

Die meisten Untersuchungen werden jedoch unter der Annahme von deterministischen Bedingungen, welche alle Parameter als fest vorgegeben annehmen, durchgeführt. Die so gewonnenen Simulationsergebnisse beschreiben somit auch nur Prozess-Einzelzustände. Reale Systeme sind aber immer Schwankungen ihrer Prozessparameter unterworfen. Eingangsstreuungen solcher Prozessparameter des Umformprozesses können zu signifikanten Streuungen der Umformergebnisse führen, so dass eine Prognose der Schwankungsbereiche notwendig wird.

Maßgebende Eingangsstreuungen können dabei z.B. Streuungen von Materialeigenschaften oder Blechdicken, Variationen in den Platinezuschnitten, den daraus folgenden Lageverschiebungen in der Presse, Streuungen der Prozesskräfte oder auch die Reibung zwischen Umformwerkzeug und Umformgut sein.

Kriterien zur Beurteilung der Bauteilqualität bezüglich dieser Streuungen der Umformergebnisse können unter anderem die Maßhaltigkeit des Umformgutes, Einhaltung der zulässigen Abstreckung und der vorgegebenen Oberflächenqualität sein. Liegt die Bauteilqualität aufgrund von Prozessschwankungen nicht immer innerhalb der Toleranzgrenzen, spricht man von einem nicht robusten Prozess. Die sich daraus ergebenden Ausschussraten, Nacharbeits- und Kontrollaufwände, stellen einen nicht zu vernachlässigenden Kostenfaktor in der Produktion dar.

In der Praxis wird oftmals versucht, einen robusten Prozess durch eine Trial and Error Vorgehensweise zu erreichen. Aufgrund des hohen Termin- und Kostendruckes sowie aus Mangel an genauen Kenntnissen der Auswirkungen streuender Eingangsparameter, beschränkt sich das Handlungsfeld nur auf die Reduzierung der Streuungen einiger weniger Prozessparameter.

Ermöglicht durch die wachsende Rechnerkapazität und -leistung werden zunehmend stochastische Analysen von Umformsimulationen zur Prognose der Beeinflussung des Umformergebnisses durch Streuungen der Prozessparameter eingesetzt. Weil das Wissen um die Eingangsstreuungen in der Regel begrenzt ist, sollte mit so genannten Robustheitsbewertungen oder auch Sensitivitätsanalysen von Eingangsstreuungen auf wichtige Ergebnisgrößen begonnen werden.

Diese Prognosemöglichkeit kann begleitend in der frühen Phase des Produktentwicklungsprozesses bis hin zur Serienproduktion eingesetzt werden. Das größte Potential liegt jedoch in der Robustheitsbeurteilung und geeigneter Maßnahmendefinition in einer möglichst frühen Entwicklungsphase, da hier für die Bauteilmitgestaltung sowie zur Auslegung des Fertigungsprozesses der größte Spielraum gegeben ist.

In der vorliegenden Veröffentlichung wird der bestehende Prozess bei der BMW Group mit den entsprechenden Randbedingungen beschrieben sowie die Vorgehensweise zur Beurteilung der Prozessrobustheit im Bereich der Umformsimulation dargestellt. Ein maßgebendes Kriterium, so dass Ergebnisse

stochastischer Berechnungen belastbar sind und damit eine sinnvolle Grundlage von Maßnahmen werden können, ist die Vertrauenswürdigkeit der statistischen Maße. In der Folge werden Randbedingungen einer vertrauenswürdigen Berechnung und Visualisierung geeigneter statistischer Maße diskutiert, deren Implementation in einen OptiSLang Postprozessing erläutert und schließlich an einem Strukturteil des 3er BMWs beispielhaft veranschaulicht.

2 Prozess in der Umformsimulation

2.1 Deterministischer CAE-Simulationprozess

Zur Simulation des Umformprozesses werden FE-Methoden in industriellen Anwendungen erfolgreich eingesetzt. Gerechnet wird aus Gründen der Rechenzeitreduzierung mit sich während dem Rechenlauf adaptiv verfeinernden Netzen. Um die Rechenläufe mittels Ergebnissen auf FE-Netzen vergleichbar machen zu können, müssen die Berechnungsergebnisse auf ein einheitliches Netz gemappt werden, welches den Endzustand jeder Berechnung geometrisch abbildet.

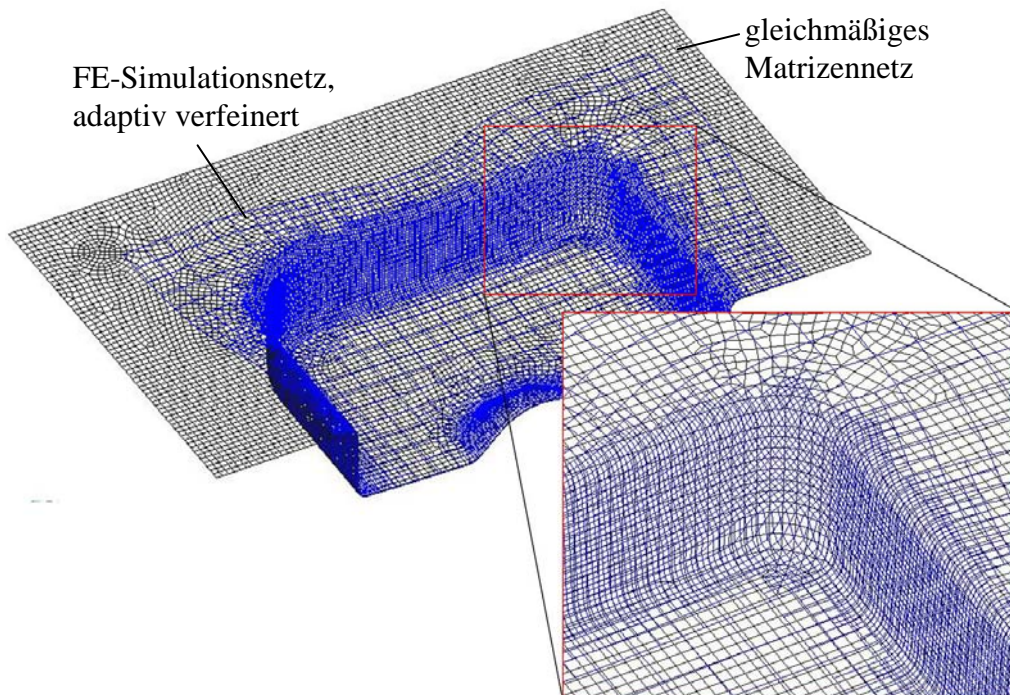


Abbildung 1: Matrizenetz und FE-Simulationsnetz

Dazu kann entweder das Werkzeugnetz der Matrize oder das FE-Netz einer Referenzsimulation als Basis gewählt werden. Dabei muss gewährleistet sein, dass der Blecheinlauf der Referenzsimulation in der Gesamtheit aller simulierten Konfigurationen minimal ist.

Augrund einer heterogenen Solverlandschaft, wird je nach Anwendungsfall oder vorhandener Kapazität auf verschiedene FE-Solver zugegriffen. Die Berechnungsergebnisse werden daher in ein solverunabhängiges, internes Metaformat transformiert, welches die physikalischen Zustandsgrößen, wie Dehnungen oder Spannungen, in einem einheitlichen ASCII Format darstellt.

2.2 Bewertungsgrößen

Die betrachteten Zielgrößen der Umformsimulation müssen einerseits numerisch berechnet werden können, andererseits das betreffende Qualitätskriterium entweder direkt abbilden können oder indirekt als solches interpretierbar sein. Ein Beispiel hierfür sind Spannungskriterien zur Identifikation von Faltenbildung.

Zu den sicherlich wichtigsten Zielgrößen gehören die absolute resultierende Blechdicke oder prozentuale Dickenreduzierung sowie die Hauptformänderungen und Hauptspannungen.

3 Rechnerische Robustheitsbewertungen

Robustheitsbewertungen können auch als Sensitivitätsanalysen von Eingangsstreuungen auf wichtige Ergebnisgrößen bezeichnet werden. Ausgehend von einer Umformsimulation mit einem deterministischen Kennwertsatz, der zum Beispiel den Mittelwerten der unsicheren Kennwerte entspricht, wird dabei eine Anzahl möglicher Realisierungen des Umformprozesses berechnet. Die Charakteristik der Eingangsstreuungen wird mittels statistischer Verteilungsfunktionen beschrieben und definiert den Wahrscheinlichkeitsraum möglicher Realisierungen. An dieser Stelle sei ausdrücklich darauf hingewiesen, dass die statistischen Maße der Ergebnisgrößen naturgemäß von der Qualität der Eingangsinformation über die Streuung der Eingangsgrößen abhängen. Wenn also nur grobe Annahmen über Eingangsstreuungen getroffen werden können, sollten auch die statistischen Maße nur als Trend bewertet werden und Maße kleiner Wahrscheinlichkeiten (z.B. 3-Sigma-Werte) sind mit sehr hohen Unsicherheiten behaftet.

Mittels eines geeigneten Samplingverfahrens wird eine Anzahl möglicher Realisierungen erzeugt und durchgerechnet. Die vorgeschlagene Methodik zur Erstellung der zu berechnenden Stützstellen und der Berechnung der statistischen Maße sichert dabei eine möglichst gute Schätzung der statistischen Maße bei möglichst wenig Durchrechnungen. Die Sensitivität wird mit statistischen Maßen der Variations- und Korrelationsanalyse geschätzt und bezüglich der Robustheitsanforderungen bewertet. Sind mittels Robustheitsbewertungen die wichtigen Streuungen identifiziert, so können in der Folge mit Zuverlässigkeitsanalysen auch kleine Auftretenswahrscheinlichkeiten seriös abgeschätzt werden.

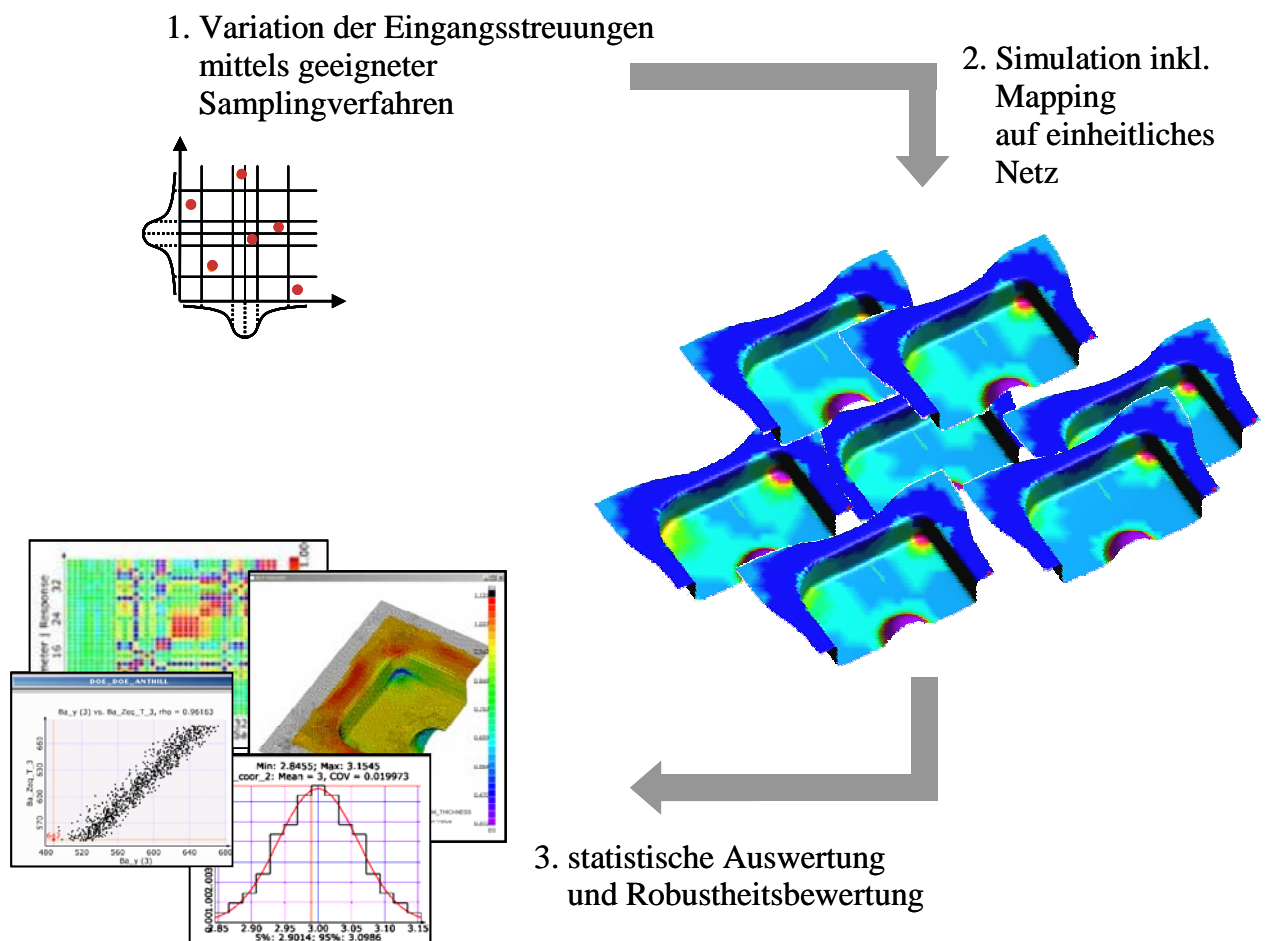


Abbildung 2: Vorgehensweise Robustheitsbewertung

3.1 Definition der streuenden Eingangsparameter

Als erster Schritt einer Robustheitsuntersuchung müssen die Eingangsstreuungen geeignet erfasst und modelliert werden. Dazu gibt es grundsätzlich folgende Möglichkeiten:

1. Ermittlung der Streuung der Eingangsparameter aus Messungen und Übersetzen in geeignete statistische Beschreibungen (Verteilungsfunktionen)
2. Abschätzen der Verteilungsfunktionen aus relativ grobem Wissen über vermutete Streuungen, in der Regel unter Annahme einer Gleichverteilung und einer Zuordnung oberer/unterer Grenzen der Streuung zu Wahrscheinlichkeitsniveaus

Die für die Robustheitsuntersuchung verwendete Software sollte dabei in der Lage sein, das vorhandene Wissen über die Eingangsparameter vollständig berücksichtigen zu können. Dies setzt voraus, dass geeignete Verteilungsfunktionen (Normalverteilung, abgeschnittene Normalverteilung, Lognormalverteilung, Weibullverteilung oder Gleichverteilung) verwendet werden können sowie dass Korrelationen von einzelnen streuenden Eingangsvariablen oder von räumlich korrelierten Zufallsfeldern berücksichtigt werden können.

Diese Notwendigkeit sei am Beispiel der Materialformulierung von Stahl illustriert. Gewöhnlicherweise werden die Fließkurven für die Umformsimulationen über Streckgrenze, Zugfestigkeit und Bruchdehnung beschrieben. Streckgrenze, Zugfestigkeit folgen häufig Lognormalverteilungen, die Bruchdehnung einer Normalverteilung. Sie weisen untereinander signifikante Korrelationskoeffizienten auf. Nur eine Berücksichtigung der vollständigen statistischen Informationen führt dann zu realitätsnahen Fließkurvenverläufen aus einer „zufälligen“ Wahl der 3 miteinander verknüpften streuenden Eingangsparameter im Samplingverfahren. Die Wahl einer Normalverteilung für alle 3 streuenden Eingangsgrößen ohne Berücksichtigung der Korrelationen würde dagegen bei einer Vielzahl der Realisierungen zu unrealistischen Fließkurven führen.

Berücksichtigt werden können generell nur im Simulationsmodell direkt oder indirekt abbildbare Eingangstreuungen. Simulierbare Eingangstreuungen im Umformprozess sind beispielsweise:

- Materialkennwerte wie Streckgrenze, Zugfestigkeit, n-Wert, R-Werte
- Blechdicke
- Platinenzuschnitt
- Platinenlage im Werkzeug
- Modellwert für Reibung
- usw.

3.2 Samplingverfahren

Die Schätzung der statistischen Maße aus einer Stichprobe möglicher Realisierungen ist naturgemäß mit einem Fehler behaftet. Um diesen Fehler bei einer relativ kleinen Anzahl von Durchrechnungen möglichst klein zu halten, sind zur Erstellung der Stichproben (Samplingsets) Latin Hypercube Sampling Methoden gegenüber Monte Carlo Samplingmethoden zu bevorzugen. Untersuchungen zur Schätzung linearer Korrelationskoeffizienten zeigen, dass bei gleichem erwarteten Fehler Latin Hypercube Samplings zehnmal effizienter als Monte Carlo Samplings sind. Dabei hängt allerdings zur Absicherung eines bestimmten Fehlermaßes die Anzahl der notwendigen Durchrechnungen von der Gesamtzahl der streuenden Eingangsgrößen zuzüglich der zu schätzenden Ergebnisgrößen ab. Oder mit anderen Worten bei zunehmender Anzahl von Ergebnisgrößen steigt die Wahrscheinlichkeit, dass der maximale Fehler einzelner Korrelationskoeffizienten zunimmt. Typischerweise wird deshalb in vielen Ingenieurdisziplinen nur eine kleine Anzahl von aussagekräftigen Ergebnisgrößen bei Robustheitsbewertungen betrachtet. Bei Robustheitsbewertungen von Umformsimulationen ergibt sich jedoch die Notwendigkeit die räumlich stark korrelierten statistischen Maße auf der FE-Struktur zu visualisieren und damit eine sehr große Anzahl zu schätzender Korrelationskoeffizienten. Deshalb wird in der Folge eine spezielle Vorgehensweise notwendig, um trotzdem mit relativ kleiner Anzahl von Durchrechnungen (z.B. 100) vertrauenswürdige statistische Maße zu schätzen.

3.3 Robustheitsbewertung mittels statistischer Maße

Statistische Maße aus den Histogrammen der Ergebnisgrößen sowie Korrelationsanalysen ergeben die Grundlage der Identifikation auffälliger Zusammenhänge zwischen der Variation einzelner Eingangsgrößen und der Variation einzelner Ergebnisgrößen. Korrelationen, bestimmt aus linearer und quadratischer Korrelationshypothese, beschreiben dabei ein Maß der Verknüpfung von Parametern. Die Korrelationskoeffizienten sind wiederum Grundlage von Bestimmtheitsmaßen, das sind prozentuale Abschätzungen, welcher Anteil der Variation einer Ergebnisgröße aus der Korrelationshypothese zu einzelnen Eingangsstreuungen erklärt werden kann. Variationsmaße aus den resultierenden Histogrammen der Ergebnisgrößen, wie Standardabweichung, Min/Max Werte oder 3-Sigma-Werte, beschreiben das Maß der Variation. Ausgehend von linearen Korrelationshypthesen und deren Bestimmtheitsmaßen sowie von Variationsmaßen, dargestellt auf der FE-Struktur, kann dann eine erste Bewertung der Robustheit durchgeführt werden. Die gefundenen „hot“ Spots sollten dann auf lokaler Ebene (Elementebene) statistisch abgesichert werden. Sollten in Lokalitäten maßgebender Streuungen auf der FE-Struktur kleine Bestimmtheitsmaße angetroffen werden, sind weiterführende statistische Maße (quadratische Korrelationshypothese bzw. Anthill-Darstellungen für Nichtlinearitäten im Übertragungsverhalten) auf Elementebene zur Beurteilung der Robustheit unbedingt notwendig.

3.4 Besondere Anforderungen der Visualisierung statistischer Maße bei Umformsimulationen

Weil es sich bei den zu bewertenden Größen einer Umformsimulation um räumlich korrelierte Bewertungsgrößen handelt, erleichtert eine Darstellung statistischer Maße auf den FE-Netzen wesentlich die ingenieurmäßige Bewertung. Die statistischen Maße auf den FE-Strukturen dienen als Diskussionsgrundlage zur Identifikation kritischer Bereiche und für einen späteren Qualitätsabgleich mit einem Realbauteil. Zudem führt diese Art der Darstellung zu einer hohen Akzeptanz der Ergebnisse in den fertigenden Bereichen. Deshalb ist es wichtig, die statistischen Maße direkt auf dem Bauteil bzw. auf dem entsprechenden Referenznetz zu visualisieren und im Hardwareprozess zu kommunizieren.

Mittelwert, Variationskoeffizient, Standardabweichung und Min/Max Werte können dabei unproblematisch in der FE-Diskretisierung (Knoten- oder Elementweise) ermittelt und auf der FE-Struktur dargestellt werden.

Besondere Anforderungen ergeben sich jedoch für die Berechnung der Korrelationskoeffizienten sowie für eine vertrauenswürdige Bestimmung von Fraktilwerten kleiner Wahrscheinlichkeitsniveaus (zum Beispiel 3-Sigma-Werte als Grundlage der Bewertung der Prozessstabilität).

3.4.1 Projektion der Ergebnisgrößen in einen geeigneten Unterraum zur Bestimmung von Korrelationsstrukturen

Werden für jeden Diskretisierungspunkt oder für jedes finite Element Korrelationskoeffizienten bestimmt, steigt die Anzahl der zu schätzenden Antwortgrößen und damit die Anzahl der notwendigen Durchrechnungen zur Sicherung eines

gewünschten Fehlermaßes enorm an. Des Weiteren kann bei Umformsimulationen davon ausgegangen werden, dass die Korrelationsstrukturen stark räumlich korreliert sind und dass deshalb die Schätzung auf Diskretisierungsebene Rauschen erzeugt, der die vorhandenen Korrelationsstrukturen überdeckt. Wenn eine Durchrechnung nennenswert CPU kosten, kann davon ausgegangen werden, dass eine notwendige Stichprobenzahl zur Unterdrückung dieses Rauschen nicht bezahlbar ist.

Im Folgenden wird ausgeführt, dass über eine Projektion mittels stochastischer Felder einen nennenswerte Reduktion der zu schätzenden Korrelationen und eine Reduktion des Rauschens erreicht werden kann. Damit kann eine höhere Prognosegenauigkeit mit einer deutlich kleineren Anzahl von Designdurchrechnungen erreicht werden, beziehungsweise bei kleiner Anzahl von Durchrechnungen (z.B. 100) ein kleines Fehlermaß der Schätzung statistischer Größen erhalten werden.

Um die Anzahl der zu schätzenden Korrelationskoeffizienten zu reduzieren (und damit die Anzahl der benötigten Stichproben zu begrenzen) werden für die Korrelationsanalyse die Ergebnisdaten auf eine reduzierte Basis projiziert. Diese Basis wird sinnvollerweise orthogonal über der Struktur angenommen. Eine geeignete Basis entsteht zum Beispiel durch die spektrale Zerlegung der Kovarianzfunktion von Zufallsfeldern. Nimmt man an, dass eine Struktureigenschaft (oder Strukturantwort) $H(x)$ räumlich korreliert zufällig verteilt ist, so ist die Mittelwertfunktion definiert durch

$$H(x) = E[H(x)] \quad (1)$$

E bezeichnet dabei den Erwartungswertoperator bzw. Mittelwert über das Ensemble aller Realisierungen (Abb. 3) und die Kovarianzfunktion ist definiert durch

$$C_{HH}(x, y) = E\{[H(x) - \bar{H}(x)][H(y) - \bar{H}(y)]\} \quad (2)$$

Die Kovarianzfunktion bringt dabei die Abhängigkeit der Werte des Zufallsfeldes an verschiedenen Stellen x und y zum Ausdruck. In den meisten FE-Anwendungen wird das Zufallsfeld $H(x)$ a priori diskretisiert in der Form

$$H_i = H(x) ; i = 1 \dots N \quad (3)$$

Eine spektrale Darstellung dieses diskretisierten Zufallsfeldes ist gegeben durch

$$H_i = \sum_{k=1}^N \phi_k(x_i) c_k = \sum_{k=1}^N \phi_{ik} c_k \quad (4)$$

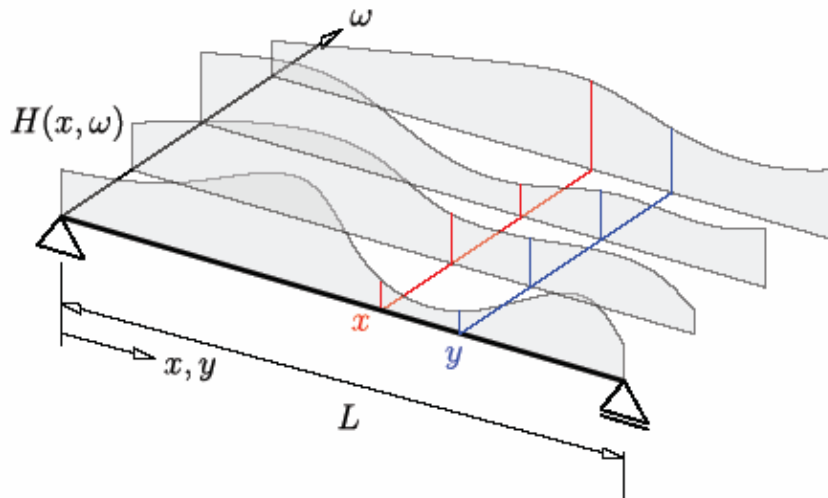


Abbildung 3: Ensemble von Realisierungen eines eindimensionalen Zufallsfeldes einer Strukturantwort H (die Kovarianzmatrix beschreibt die Werte des Zufallsfeldes an beliebigen Stellen x, y)

Diese ist die Indexschreibweise einer Matrix-Vektor-Multiplikation:

$$H = \Phi c \quad (5)$$

Die Orthogonalitätsbedingung für die Spalten von Φ

$$\Phi^T \Phi = I \quad (6)$$

sind automatisch erfüllt, wenn diese Spalten ϕ_k Lösungen des folgenden Eigenwertproblems sind:

$$C_{HH} \phi_k = \sigma_{c_k}^2 \phi_k ; k = 1..N \quad (7)$$

Für die folgenden Beispiele wird eine isotrope exponentielle Kovarianzfunktion angenommen, um die orthogonale Basis der ϕ_k zu erzeugen. Dabei wird nur eine Zahl $m \ll N$ von Basisvektoren tatsächlich berechnet und verwendet. Pro Antwortgröße wird die Kovarianzmatrix der projizierten Antwortgröße sowie die Matrix der zugehörigen Korrelationskoeffizienten zu den Eingangsstreuungen berechnet. Aus den Korrelationen der Ergebnisgrößen zu den Eingabeparametern werden im Unterraum Bestimmtheitsmaße der Ausgangsgrößen unter Annahme einer linearen Korrelationshypothese berechnet. Nach der Bestimmung der Korrelationen im Unterraum werden Korrelationskoeffizienten und Bestimmtheitsmaße auf das FE-Netz zurückprojiziert.

3.4.2 Ermittlung von vertrauenswürdigen Fraktilwerten

Fraktilwerte mit kleinen Wahrscheinlichkeiten (hier die 3-Sigma-Werte, gemeint ist eigentlich ein Wert mit einer Überschreitenswahrscheinlichkeit von 0.0013) können bei rechnerischen Robustheitsbewertungen grundsätzlich aus der Stichprobe geschätzt oder unter Annahme von Verteilungshypothesen aus Mittelwert und Standardabweichung berechnet werden. Weil davon ausgegangen werden kann, dass bei Robustheitsbewertungen für eine seriöse Schätzung aus Stichproben zu wenig Stützstellen vorhanden sind, ist eine Ermittlung der Fraktilwerte über Verteilungsfunktionen unbedingt zu bevorzugen. Die Ermittlung von Fraktilwerten aus Mittelwert und Standardabweichung ist allerdings eng an die Annahme eines bestimmten Verteilungstyps, i. a. der Normalverteilung geknüpft. Dies ist eine Hypothese, für deren Gültigkeit häufig keine nachvollziehbare Begründung gegeben ist. Es wird daher vorgeschlagen, die Nicht-Normalität der Streuung der Ergebnisgrößen durch Transformation auf eine Normalverteilung zu beheben. Nach Ermittlung der Fraktilwerte im normierten Raum werden diese dann zurücktransformiert. Damit ist die Verteilungshypothese zur Bestimmung der Fraktilwerte gesichert und unterliegt keinen Streuungen. Damit können insbesondere unplausible Sprünge der 3-Sigma-Werte benachbarter Diskretisierungspunkte durch einen Fit unterschiedlicher Verteilungshypothesen vermieden werden.

Eine geeignete Transformationsbeziehung wird in Form einer quadratischen Funktion angesetzt

$$x = a + bu + cu^2 \quad (8)$$

wobei die Koeffizienten durch Regression über die 20% höchsten Werte (oberer Fraktilwert) bzw. der 20% kleinsten Werte (unterer Fraktilwert) der Stichprobe berechnet werden (vgl. Abb. 4). Der gesuchte „3 σ “-Wert ergibt sich aus

$$\xi = x(3) = a + 3b + 9c \quad (9)$$

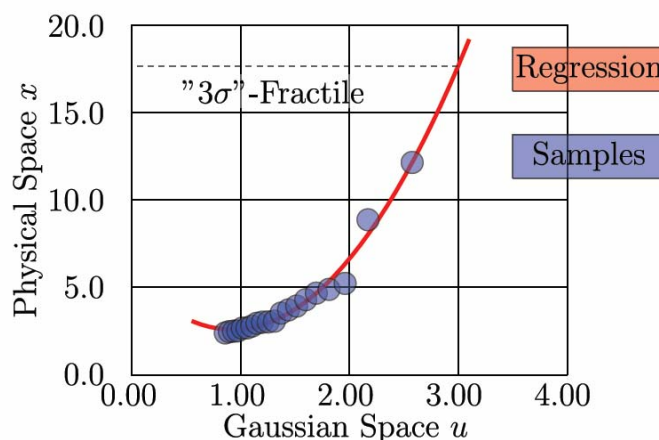


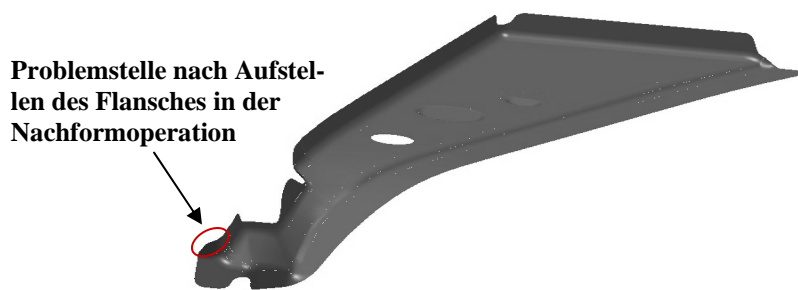
Abbildung 4 Ermittlung von Fraktilwerten durch Transformation auf Normalverteilung

4 Beispiel – Verlängerung Seitenrahmen hinten, 3er BMW

Zur Veranschaulichung sollen an einem Strukturteil, der Verlängerung Seitenrahmen hinten, die Möglichkeiten mit dem OptiSLang Postprocessing aufgezeigt werden.

4.1 Bauteil und Problembeschreibung

Das Bauteil wird in mehreren Arbeitsfolgen hergestellt, d.h. mit einer Tiefziehoperation und mehreren Nachformoperationen. In der letzten Nachformoperation wird unter anderem der Flansch, wie in folgender Abbildung ersichtlich, aufgestellt. Gelegentlich ist es während der Werkzeugerprobung an dieser Stelle zu Problemen gekommen, so dass der Prozess als nicht robust bezeichnet werden konnte. Nur durch aufwendige Geometrieänderungen konnte der Prozess stabilisiert werden.



Problemstelle nach Aufstellen des Flansches in der Nachformoperation

Abbildung 5: Verlängerung Seitenrahmen hinten, 3er BMW

Die Platine wird aus dem Nutabfall der Platine eines anderen, größeren Bauteiles geschnitten. Dadurch ist das verhältnismäßig kleine Bauteil abhängig von den Toleranzbedingungen der großen Coilbreite. Somit war die Vermutung aus der Produktion, die Größe des Platinenzuschnittes und die davon abhängige Variation der Lage zwischen den Platineneinweisern, sei der Grund für den nicht robusten Prozess gewesen. Durch eine Sensitivitäts- und Robustheitsbetrachtung mit optiSLang sollte diese Vermutung überprüft werden.

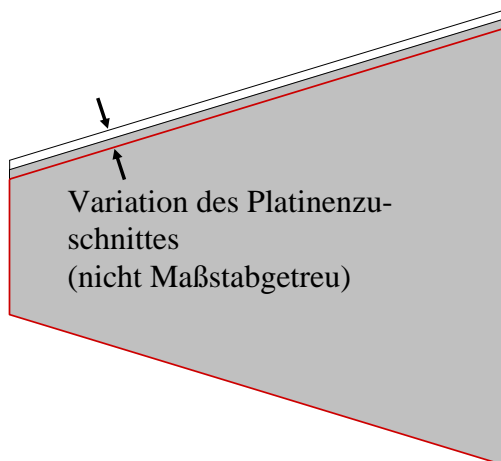


Abbildung 6: Platine

Betrachtet wurde hierzu die Ziehsimulation, da aus Realuntersuchungen bekannt war, dass die Abstreckung der kritischen Stelle in diesem Prozessschritt messbaren Schwankungen unterliegt. In den Nachformoperationen ergibt sich dann eine deutliche Verstärkung der Abstreckung, was letztlich zum Materialversagen führen kann, doch liegt in der „Vorschädigung“ des Materials durch den Ziehprozess die Ursache für das risskritische Verhalten im Fertigungsprozess.

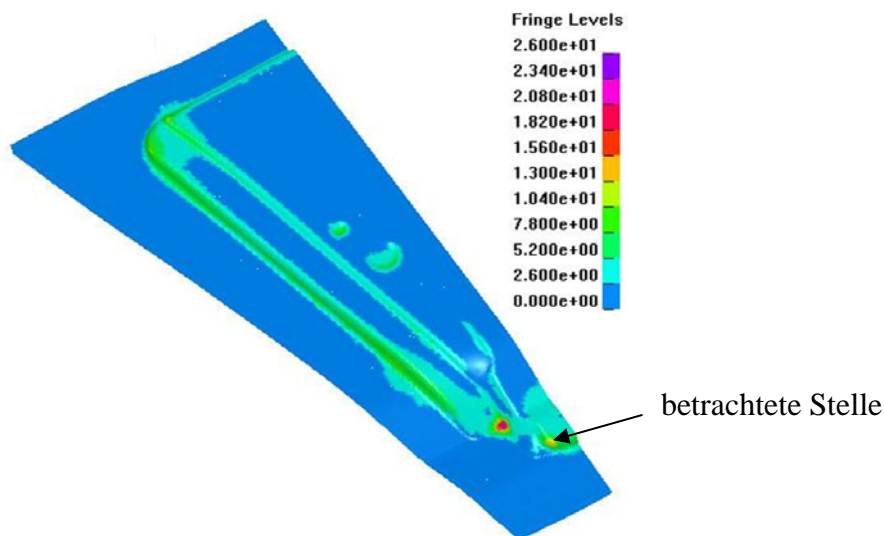


Abbildung 7: Ziehsimulation

4.2 Ergebnisse aus der Robustheitsbewertung mit OptiS-Lang

Als Eingangsstreuung wurden neben dem Platinenzuschnitt bzw. der Platinenlage noch die Variation der Blechdicke, der Materialkennwerte Streckgrenze und R-Werte (R90, R45, R0 gekoppelt) berücksichtigt. Da keine realen Verteilungsfunktionen der Parameter bekannt waren, wurde eine Gleichverteilung der Werte mit unterer und oberer Grenze vermuteter Streuungen angenommen. Weil die Annahme der Eingangsstreuungen relativ grob ist, werden in der Folge hauptsächlich

Korrelationen bewertet und damit sozusagen eine Sensitivitätsstudie gegenüber vermuteten Ursachen der Rissproblematik durchgeführt.

Insgesamt wurden 100 Rechnungen (optiSLang Latin Hypercube Sampling) mit dem Solver LS-Dyna durchgeführt, jeweils auf ein standardisiertes Netz gemappt und in ein internes Metaformat konvertiert. Mittels des zuvor diskutierten optiSLang Postprocessing wurden dann statistische Maße ermittelt und visualisiert. In Abbildung 8 ist die Ergebnisgröße „Thickness Reduction“, oder auch Ausdünnung als Minimal- bzw. Maximalwert elementbezogen dargestellt. Wobei mit blau eine große und mit rot eine geringe Ausdünnung visualisiert wird.

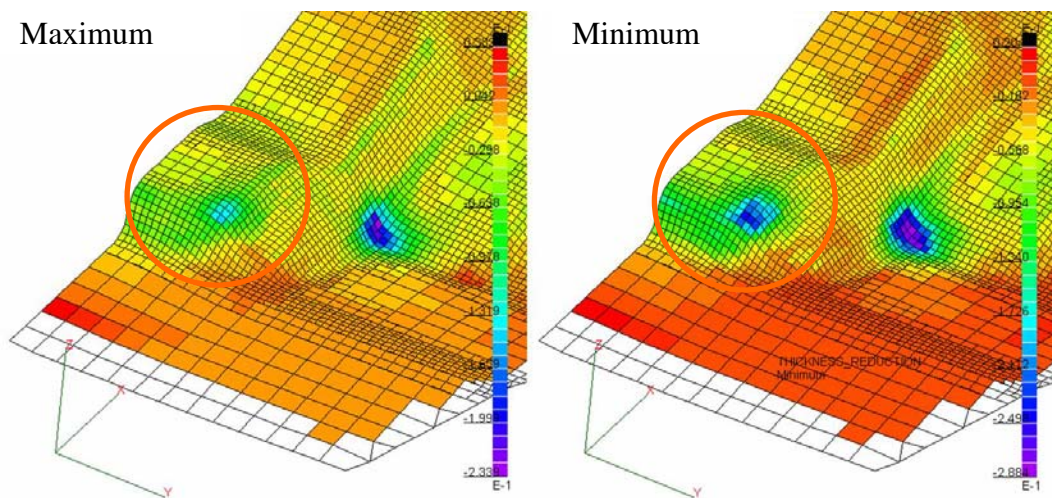


Abbildung 8: Min/Max-Werte Ausdünnung

In folgender Abbildung wird die Standardabweichung der Ergebnisgröße Ausdünnung dargestellt. Man kann erkennen, dass an der als kritisch betrachteten Stelle die Ausdünnung am stärksten variiert.

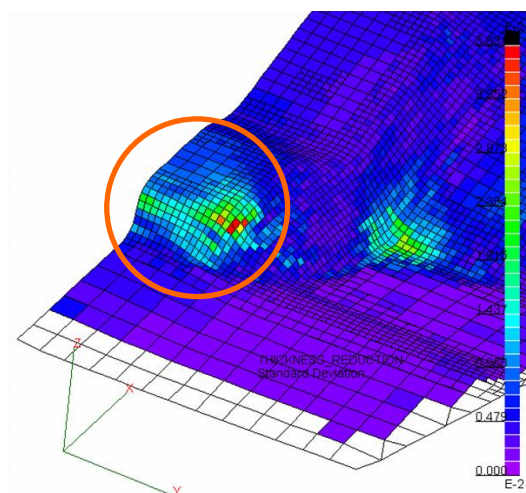


Abbildung 9: Standardabweichung Ausdünnung

Das Bestimmtheitsmaß der betrachteten Einflussgrößen kann nun ebenfalls auf dem FE-Netz abgebildet werden und gibt Aufschluss wie viel der Variation dieser Ergebnisgröße über alle linearen Korrelationen zu den Eingangsgrößen erklärt werden kann. Ein großes Bestimmtheitsmaß zeigt an, dass lineare Korrelationsanalyse zur Identifikation der wichtigen Eingangsparameter ausreichend ist. Ein kleines Bestimmtheitsmaß zeigt an, dass nichtlineare Korrelationen wichtig sind oder numerisches Rauschen der CAE-Berechnung die Ergebnisgröße signifikant beeinflusst. Damit ist das Bestimmtheitsmaß auch ein Qualitätsmaß des numerischen CAE-Prozess. Im vorliegenden Fall ist das Bestimmtheitsmaß linearer Korrelationen im interessierenden Blechbereich hoch ($>80\%$). Damit lassen sich die wichtigsten Zusammenhänge mit linearen Korrelationskoeffizienten erklären.

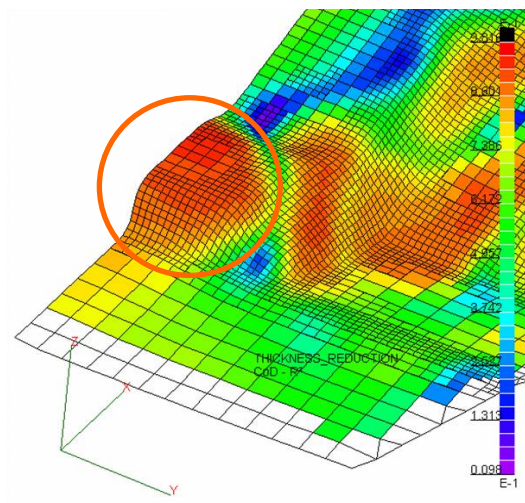


Abbildung 10: lineares Bestimmtheitsmaß – Ausdünnung

Mittels der Darstellung der Korrelationswerte der einzelnen Einflussparameter, kann ermittelt werden, welche Eingangsstreuung die Ergebnisgröße am meisten bestimmt. In Abbildung 11 werden die Korrelationswerte der R-Werte und der Lage Y zur Ausdünnung visualisiert. Deutlich ist zu sehen, dass die Variation der Blechdickenänderung von der Variation der R-Werte dominiert wird. Die Lage Y zeigt in diesem Bereich keine nennenswerte Korrelation.

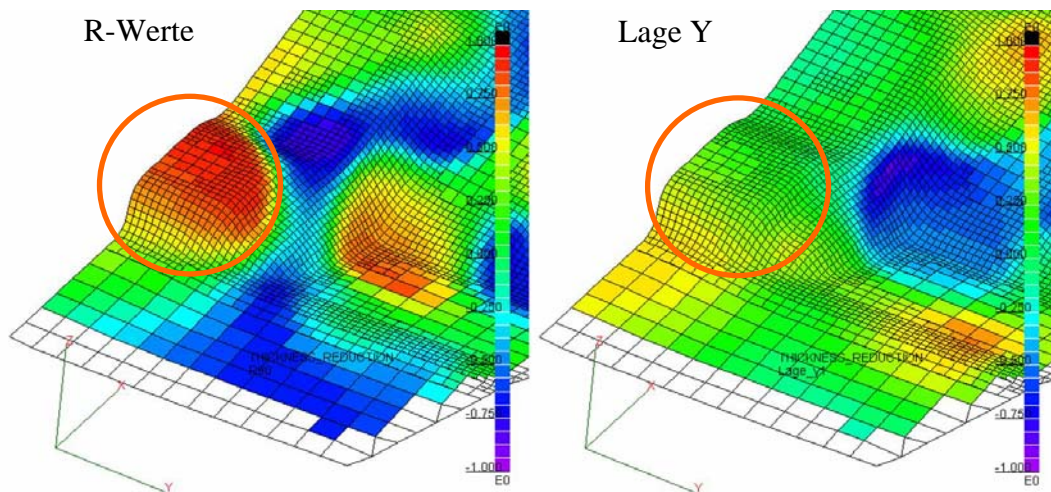


Abbildung 11: Korrelation zu Thickness Reduction

Zur weiteren Detaillierung der statistischen Maße können nun elementweise Histogramm, Bestimmtheitsmaße und Anthill-Plots dargestellt werden. Ausgewählt wird hierfür das Element mit der größten Ausdünnung im interessierenden Bereich.

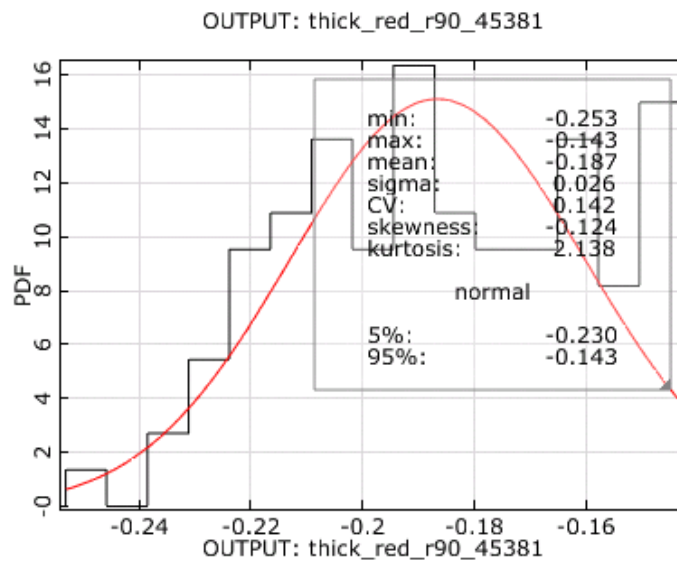


Abbildung 12: Histogramm Element mit großer Ausdünnung im „hot spot“

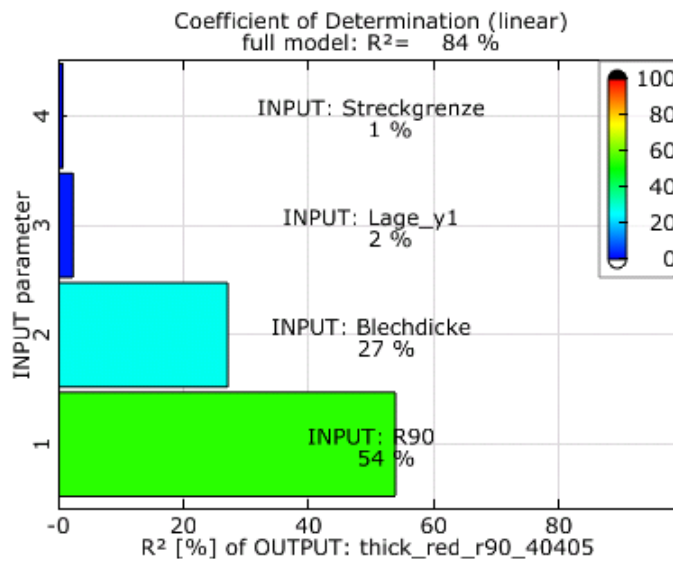


Abbildung 13: Bestimmtheitsmaß linearer Korrelation

Das lokale Bestimmtheitsmaß linearer Korrelationen (Abbildung 13 \Rightarrow 84 %) bestätigt die Ergebnisse auf dem FE-Netz. Unter Berücksichtigung der quadratischen Korrelationen erhöht sich das Bestimmtheitsmaß auf 91 % (Abbildung 14). Die deutliche Dominanz des Materialwertes R90 zeigt sich auch im Anthill-Plot zur Ausdünnung (Abbildung 15), der lineare Korrelationsanteil, der laut Abbildung 13 54 % der Variation der Ausdünnung ausmacht ist deutlich zu erkennen (orange Linie). Die Streuung aller anderen Prozessparameter verursacht darüber hinaus die Streuung um diesen linearen Zusammenhang.

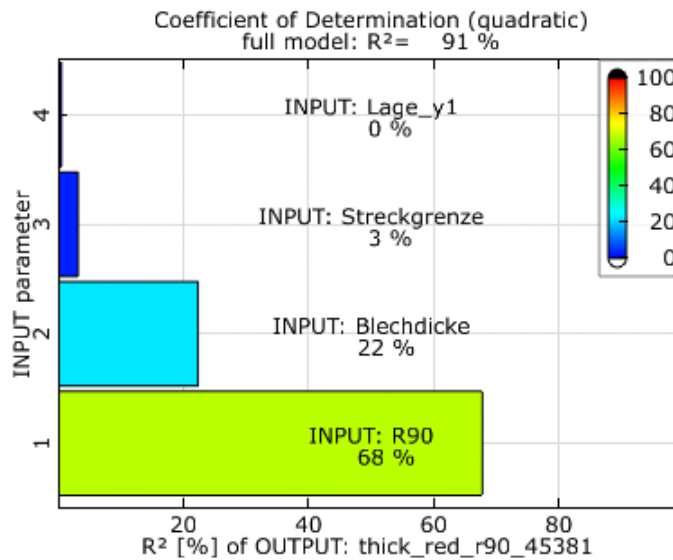


Abbildung 14: Bestimmtheitsmaß linearer+quadratischer Korrelation

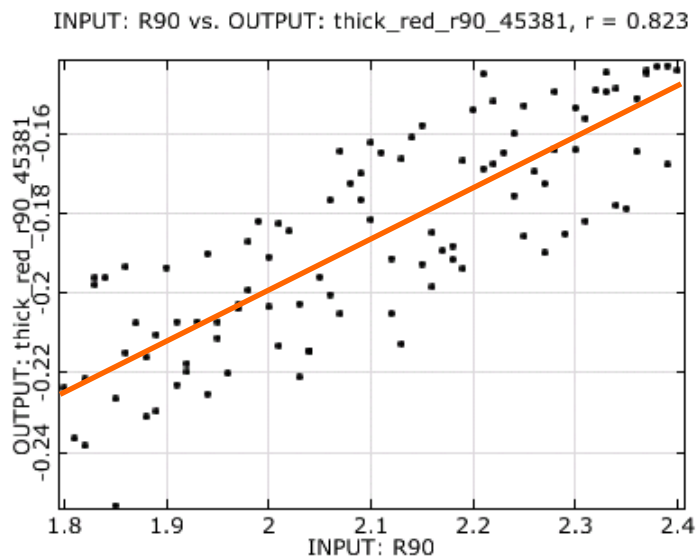


Abbildung 15: Anthill-Plot zwischen R90 und Dickenreduktion Element 45381

4.3 Interpretation der Ergebnisse

Aus den Visualisierungen wird ersichtlich, dass der als kritisch betrachtete Bereich des Bauteiles eine große Streuung der Ergebnisgröße Ausdünnung aufweist. Der vermutete Einfluss der Platinengröße hat in diesem Bereich jedoch sehr kleine Korrelationskoeffizienten und Bestimmtheitsmaße und kann somit nicht als Hauptursache identifiziert werden. Der größte Einfluss auf die Streuung der Ausdünnung resultiert aus der angenommenen Streuung des R-Wertes, gefolgt von der Streuung der Blechdicke. Streuung der Streckgrenze und der Platinenlage wirken sich dagegen nicht nennenswert auf die Ausdünnung im interessierenden Bereich aus.

Mittels der Visualisierung der statistischen Maße können die Einflussbereiche verschiedener Eingangsparameter schnell erkannt werden. Auf lokaler Ebene können diese Erkenntnisse mit weiteren statistischen Maßen überprüft werden. Dies ermöglicht eine zuverlässige Identifikation maßgebender Eingangsstreuungen auf Streuungen im Umformprozess.

An dieser Stelle sei darauf hingewiesen, dass obige Ergebnisse unter Annahme der Streuungen aus Kapitel 4.2 gelten. Unter Hinzunehmen weiterer Streuungen können alle statistischen Maße sich signifikant verändern, wenn diese Streuungen signifikanten Einfluss auf die Streuung der Ergebnisgrößen haben.

5 Ausblick

Die Vorgehensweise soll weiter automatisiert und dem Regelprozess zugänglich gemacht werden. Das optiSLang Postprozessingmodul wird dazu um eine grafisch unterstützte Schnittstelle zum Metaformat erweitert.

Entscheidend für die Brauchbarkeit der linearen Korrelationen und Bestimmtheitsmaße auf dem FE-Netz ist die Anzahl der stochastischen Felder bei der Projektion der Ergebnisgrößen. Wie in Abbildung 16 zu sehen ist, reichen 100 stochastische Felder aus, um die Korrelationen in den Bereichen der größten Variation zuverlässiger zu bestimmen als ohne Projektion. Bei der Verwendung von 200 stochastischen Feldern verändern sich gegenüber der Projektion mit 100 stochastischen Feldern nur Korrelationen in Bereichen mit wenig Variation. Diese „Fehler“ der Projektion sind möglicherweise tolerierbar, weil hier die Korrelationsbeziehungen nicht von Interesse sind. Dieser Umstand verdeutlicht aber auch die Notwendigkeit, Korrelationsbeziehungen auf Elementebene zu verifizieren.

Zur Automatisierung werden gegebenenfalls methodische Erweiterungen notwendig, um ein räumlich bezogenes Qualitätsmaß der Projektion zu berechnen und auszuwerten. Das könnte dann als Kriterium der Wahl der Anzahl der stochastischen Felder verwendet werden.

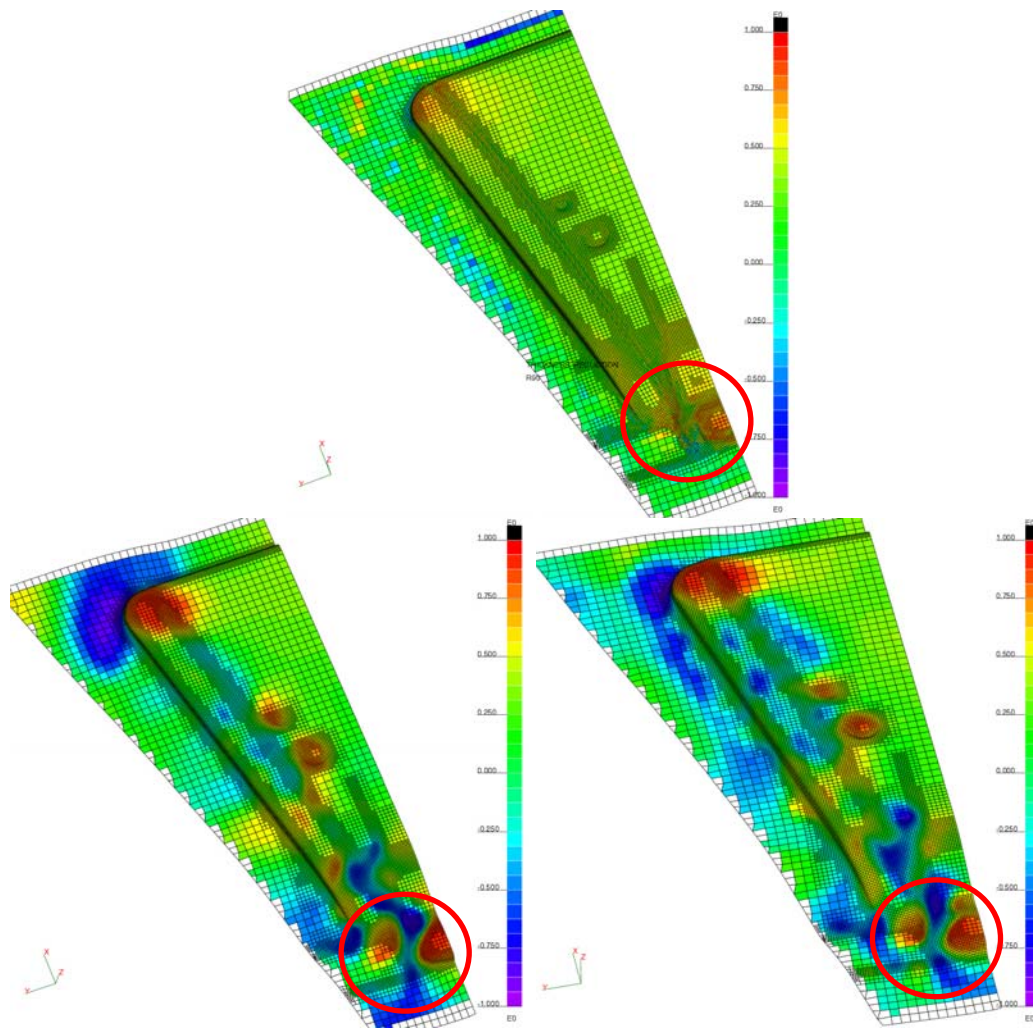


Abbildung 16: projizierte lineare Korrelationen oben ohne Projektion, unten links mit 100, unten rechts mit 200 stochastischen Feldern projiziert

Literatur

BUCHER, C.; WILL, J. Statistische Maße für rechnerische Robustheitsbewertungen CAE gestützter Berechnungsmodelle: Weimar 2005, www.dynardo.de

OptiSLang - the Optimizing Structural Language Version 2.1, DYNARDO, Weimar, 2005, www.dynardo.de

PAPULA, L.: Mathematik für Ingenieure und Naturwissenschaftler, Band 3 *Vektoranalysis, Wahrscheinlichkeitsrechnung, Mathematische Statistik, Fehler- und Ausgleichsrechnung*, Vieweg Verlag, 2001

WILL, J.; BUCHER, C.: Robustness Analysis in Stochastic Structural Mechanics, Proceedings NAFEMS Seminar Use of Stochastics in FEM Analyses; May 2003, Wiesbaden