

# **Modellidentifikation für geomechanische Fragestellungen – Chancen und Grenzen**

Dipl.-Ing. J. Meier, Prof. Dr.-Ing. T. Schanz

## **Kurzfassung**

Durch den Einsatz von numerischen Modellen für ingenieurtechnische Problemstellungen, wie z.B. der FEM oder der FDM, können zunehmend komplexere Berechnungen in immer kürzerer Zeit bewältigt werden. Gleichzeitig ergibt sich jedoch bei dem Einsatz dieser Werkzeuge der Bedarf an Werten für die verschiedenen Modellparameter, von rein konstitutiven Kennwerten bis hin zu geometrischen Angaben, für deren Bestimmung zunehmend inverse Verfahren Anwendung finden. Dieses Anwendungsgebiet der Optimierung eröffnet neue Methoden und Wege, um Parametersätze für Modelle zu bestimmen, die ein möglichst realistisches Verhalten aufzeigen.

Im Rahmen dieses Artikels soll ausgehend von einer Einführung in den theoretischen Ansatz drei Fallbeispiele für inverse Problemstellungen bzw. Optimierungsaufgaben aus dem Gebiet der Geomechanik vorgestellt werden. In einer abschließenden Diskussion werden Möglichkeiten und Grenzen gegenüber gestellt.

## **Motivation**

Zur Gewinnung von Kennwerten für Modellparameter stehen verschiedene Ansätze zur Verfügung. Zum einen können diese durch Messungen aus Feld- und Laborversuchen gewonnen werden, was jedoch einen erheblichen finanziellen und zeitlichen Aufwand bedeutet. Zum zweiten kann auf ggf. vorhandene „Erfahrungswerte“ und Werte aus der Literatur zurückgegriffen werden, die jedoch oftmals als zu ungenau anzusehen sind. Als dritte Möglichkeit bietet sich die indirekte Ermittlung durch inverse Verfahren an. Diese Optimierungsverfahren versuchen, durch die iterative Anpassung von Modellparametern einer als „Vorwärtsrechnung“ bezeichneten Simulation eine möglichst gute Übereinstimmung der Berechnungsergebnisse mit Messwerten zu erlangen. Der sich über Fachbereichsgrenzen immer weiter verbreitende Einsatz der inversen Methoden zur Bestimmung von Modellparametern spiegelt sich auch in der verfügbaren Fachliteratur wieder: es finden sich eine Vielzahl von Beiträgen beispielsweise für die Themenbereiche Strukturanalyse (z. B. MATOUŠ et al. 2000), Strömungsmechanik (z. B. JEONG 2003), Hydrogeologie (z. B. CARRERA et al. 2005), Maschinen- und Automobilbau (z. B. FLEISCHER & BROOS 2004, FLORES SANTIAGO

& BAUSINGER 1998), Geotechnik (z. B. SCHANZ et al. 2006, CUI & SHENG 2006) und viele weitere.

## Grundlagen der Optimierung und inversen Parameterbestimmung

Im Allgemeinen wird der dem Fachgebiet der angewandten Mathematik entstammende Prozess der iterativen Suche nach den „günstigsten“ Werten der Parameter einer Vorwärtsrechnung („Lösungsvektor“) als Optimierung bezeichnet. Für inverse Parameteridentifikationen werden diese Verfahren verwendet, um eine möglichst gute Übereinstimmung zwischen Berechnungsergebnissen und Messwerten zu erhalten. Wie in Abbildung 1 dargestellt, wird die Güte eines Parametersatzes i. d. R mit Hilfe einer Zielfunktion bestimmt, welche in Abhängigkeit von den Referenzdaten und den Ergebnissen der aktuellen Vorwärtsrechnung eine reelle Zahl, den Zielfunktionswert (auch: „Gütewert“), errechnet. Einem Parametervektor kann somit eindeutig ein zu optimierender Zielfunktionswert zugeordnet werden.

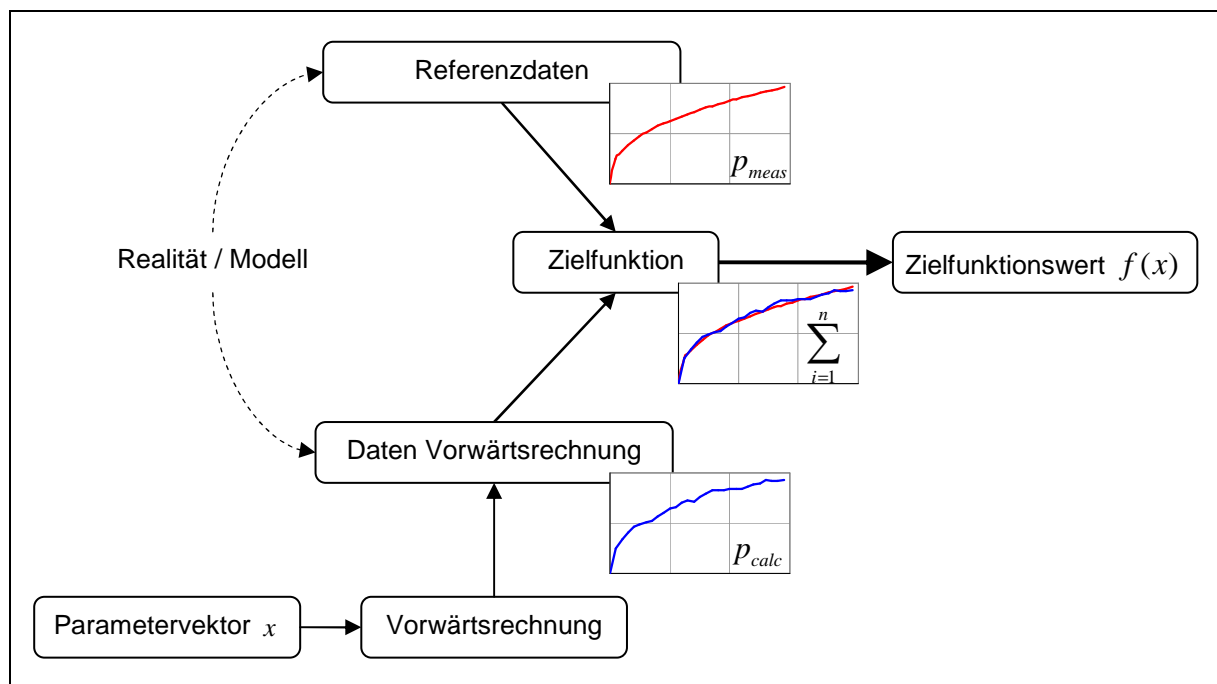


Abbildung 1: Schema der Berechnung von Zielfunktionswerten für inverse Parameteridentifikationen

Durch den für jeden der  $n$  Parameter der zu optimierenden Vorwärtsrechnung vorgegebenen Definitionsbereich wird ein  $n$ -dimensionaler Suchbereich  $\Omega$  aufgespannt. Die Suche nach dem Optimum kann somit als Extremwertsuche innerhalb dieses Gebietes umschrieben werden. Die Gesamtheit aller Zielfunktionswerte innerhalb des Suchbereichs wird als Zielfunktions-topologie bzw. Zielfunktionshyperfläche bezeichnet. Abbildung 2 zeigt schematisch die Dar-

stellung der Zielfunktionshyperfläche in Abhängigkeit zweier zu identifizierender Eingangsgrößen (Parameter  $x_1$ , Parameter  $x_2$ ).

Aus mathematischer Sicht kann von einem lokalen Extremwert gesprochen werden, wenn für den Lösungsvektor  $x^*$  in der Umgebung  $U$  der Zielfunktion  $f: \Omega \rightarrow R$  Gleichung (1) bzw. (2) gilt. Entspricht der Suchbereich  $\Omega$  der Umgebung  $U$ , so handelt es sich bei  $x^*$  um einen globalen Extremwert. Gleiches gilt, falls der Suchbereich  $x^*$  enthält und vollständig in  $U$  liegt. (BOYD & VANDENBERGHE 2006, CONNOR 1976, PRESS et al. 1992)

$$(1) \quad f(x^*) \leq f(x), \quad \forall x \in U \quad \text{für ein lokales Minimum von } f \text{ in } U$$

$$(2) \quad f(x^*) \geq f(x), \quad \forall x \in U \quad \text{für ein lokales Maximum von } f \text{ in } U$$

Hierbei kann jedoch eine Untermenge  $X^*$  von  $U$  den gleichen Funktionswert  $f(x^*)$  aufweisen. Somit liegt für alle  $f(x) = f(x^*)$  keine eindeutige Lösung vor. Von einem eindeutigen Extremwert kann nur gesprochen werden, wenn der Funktionswert  $f(x^*)$  ausschließlich für den Lösungsvektor  $x^*$  zu finden ist.

Allgemein ist die Existenz eines Optimums oder einer optimalen Lösungsmenge dann gesichert, wenn  $\Omega$  endlich oder  $f(x)$  stetig und ein  $\Omega$  kompakter topologischer Raum ist (Analysis: Satz von HEINE-BOREL). Von einem endlichen  $\Omega$  kann beispielsweise dann ausgegangen werden, wenn alle zu bestimmenden Parameter ganzzahlig oder boolesch sind. Da für die meisten in der Praxis vorkommenden Optimierungsaufgaben weder die Endlichkeit von  $\Omega$  noch die Stetigkeit von  $f(x)$  vorauszusetzen ist, kann nicht von einer grundsätzlichen Existenz eines Optimums ausgegangen werden. In der Praxis kann jedoch oft von bereits gelösten Aufgabenstellungen auf aktuelle Probleme geschlossen werden und dieses Wissen durch numerische Experimente abgesichert werden.

Erschwerend für eine Optimierung kann eine Zielfunktion durch Rauigkeiten überlagert werden. Quellen für solche Störgrößen können beispielsweise numerischen Ungenauigkeiten der Vorwärtsrechnung, Rundungsfehler bei der Übergabe der Werte zwischen Simulation und Optimierungsalgorithmus als auch die Zielfunktion selbst sein. Suchalgorithmen wie auch Zielfunktionen, die ohne ein Rauschen hervorragende Ergebnisse liefern, können durch diesen Effekt vollständig unbrauchbar werden. Scheinbare lokale Extremwerte und fehlerhafte Sensitivitäten bzw. Gradienten sind häufige Folgeerscheinungen. (BUI et al. 2005, MILLER 1997, POLHEIM 1999)

Das grundlegende Ablaufschema der Optimierungsalgorithmen kann Abbildung 3 entnommen werden. Nach der Vorgabe von Startparametern ruft der Optimierungsalgorithmus die Vorwärtsrechnung ein oder mehrere Male auf und extrahiert die relevanten Daten nachfolgend. Durch den Vergleich mit vorgegebenen Soll- bzw. Referenzwerten durch die Ziel-

funktion wird der zugehörige Zielfunktionswert errechnet. Auf der Basis dieses Gütwertes wird durch den Algorithmus ein neuer Satz von Berechnungsparametern festgelegt und ein weiterer Optimierungszyklus begonnen. Alternativ kann bei der Erfüllung eines Abbruchkriteriums die Schleife verlassen werden.

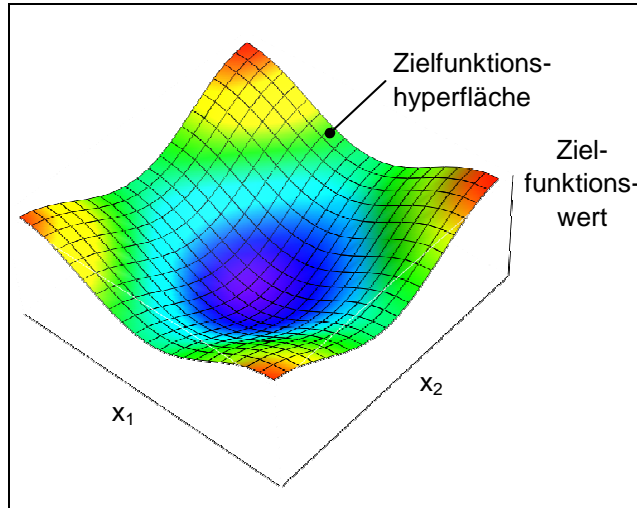


Abbildung 2: Schema der Darstellung einer Zielfunktionstopologie für eine zweidimensionale Aufgabenstellung

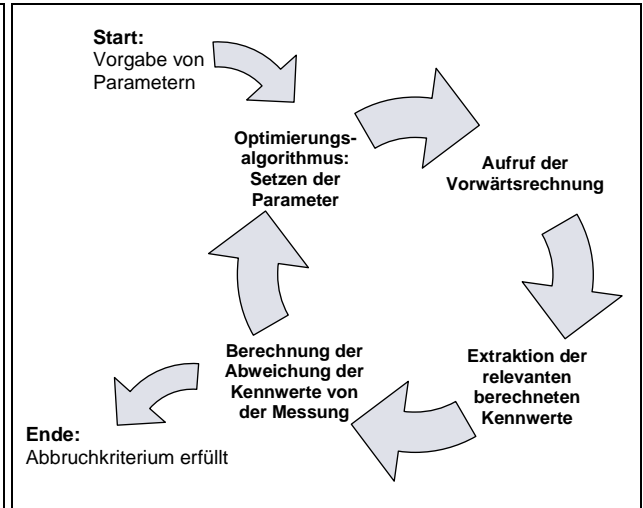


Abbildung 3: grundlegendes Ablaufschema der Optimierung

Die verschiedenen aus der angewandten Mathematik bekannten Optimierungsalgorithmen lassen sich in folgende Gruppen einteilen:

- *Stochastische Verfahren:* Zu den stochastischen Methoden zählen Verfahren, die zur Findung des gesuchten Extremwertes die bisher bestimmten Lösungen der Abweichungsfunktion i. d. R. nicht einbeziehen. Beispiele sind die Rasterverfahren, das Monte-Carlo-Verfahren und das Latin-Hypercube-Verfahren (MCKAY et al. 1979, KOLLIG & KELLER 2002). Bei diesen Verfahren wird für eine vorher bestimmte Anzahl von Parameterkombinationen die Abweichung bestimmt und die „beste“ Kombination als Ergebnis geliefert. Diese Methoden eignen sich nur bei einer geringen Anzahl von Parametern.
- *Gradientenbasierende Verfahren:* Bei den Gradientenmethoden wird versucht, für die aktuelle Parameterkombination den Änderungsvektor zu finden, der zu einer möglichst „guten“, d. h. geringen Abweichung in der näheren Umgebung führt. Diese Methoden zeichnen sich besonders bei einer großen Anzahl von Parametern (in der Nähe der globalen Lösung) durch eine geringere Anzahl von Aufrufen aus, zudem nahezu jeder Aufruf zu einer „Verbesserung“ der aktuellen Position führt. Nachteile zeigen diese Verfahren bei „rauen“ Zielfunktionen, da sie ggf. in lokalen Senken „hängen bleiben“ können.

- *Simplex- und komplexbasierende Verfahren:* Um die Nachteile der wiederholten Bestimmung des Gradienten an verschiedenen Stellen der Zielfunktionstopologie zu vermeiden, tasten simplex- und komplexbasierende Verfahren mittels einer als Simplex aufgefassten Punktmenge den Suchbereich ab. In gewissen Grenzen können mit dieser Verfahrensklasse auch lokale Optima überwunden werden, da der pro Zyklus durchsuchte Bereich im Gegensatz zu den Abstiegsverfahren nicht punktuell ist. Nicht zu verwechseln ist die Algorithmengruppe mit dem Simplex-Verfahren der linearen Optimierung
- *Populationsbasierende Verfahren:* Populationsbasierende Verfahren nehmen Anleihen in der Natur. Diese Algorithmen nutzen eine definierte Anzahl von unabhängigen Parametersätzen („Individuen“ bzw. „Partikel“) innerhalb eines Optimierungszyklus, die i. d. R. einmal pro Zyklus Informationen gemäß einem vorgegebenen Regelsatz austauschen dürfen. Beispiele für diese Verfahrensklasse sind evolutionäre Algorithmen, genetische Verfahren und Partikel-Schwarm-Methoden (KENNEDY & EBERHART 1995, EBERHART & KENNEDY 1995). Vorteile dieser Verfahrensklasse sind gewöhnlich gute Parallelisierbarkeit und hohe Robustheit gegenüber Rauigkeiten und fehlgeschlagenen Vorwärtsrechnungen.
- *Approximativverfahren:* Grundidee der Approximationsverfahren ist die lokale oder globale Annäherung und temporäre Ersetzung der Zielfunktionstopologie durch eine Ersatzfunktion. Die Optimalpunktsuche wird entsprechend vorübergehend auf der Approximation durchgeführt, die entweder eine analytische Extremwertbetrachtung erlaubt oder ihrerseits eine sehr performante Basis für nichtlineare Optimierung darstellt, da ein Aufruf der eigentlichen Vorwärtsrechnung entfällt. Die Approximationsverfahren setzen hierfür ein entsprechend gutartiges bzw. glattes Verhalten der originalen Zielfunktionstopologie zwischen den bekannten Stützstellen voraus. Beispiele sind das adaptive Antwortflächenverfahren oder auch das durch die Autoren entwickelte Hyperflächenapproximationsverfahren. (MEIER et al. 2006)
- *Kombinativverfahren:* Die vorgenannten Algorithmenklassen zur nichtlinearen Optimierung weisen verschiedene Nachteile und Einschränkungen auf, wobei als wichtigste Schwachstellen die Anzahl der Solver-Aufrufe, eine geringe Robustheit und/oder lokale Extremwertfindung aufzuführen sind. Zwar wurden einzelne Methoden wiederholt angepasst und einzelne Aspekte stark verbessert (z. B. VAN DEN BERGH 2001), was jedoch häufig auch eine Einschränkung auf bestimmte Topologie- bzw. Problemeigenschaften nach sich zog (WOLPERT & MACREADY 1997). Durch verschiedene

Autoren wurden die Methoden und Strategien der einzelnen Algorithmen zu sogenannten *Kombinativverfahren* gekoppelt bzw. kombiniert. (z. B. DUAN et al. 1993)

### **Beispiel 1: Lage einer Schichtgrenze in einer Böschung**

Als Aufgabenstellung im Sinn eines numerischen Experiments wurde die Fußentlastung eines Hanges gewählt. In Abbildung 4 sind die geometrischen Parameter des Modells und die Lage von zwei Inklinometern zur Messung von Verformungen dargestellt. Abbildung 4 zeigt weiterhin die Vernetzung des Modells mit den vorgegebenen Randbedingungen mittels des FEM-Paketes ABAQUS/Standard. Es wurde vereinfachend angenommen, dass ausgewählte Materialkennwerte in der oberhalb der Schichtgrenze befindlichen Schicht 1 von einem Startwert an der Geländeoberkante linear bis auf einen Endwert an der Schichtgrenze ansteigen und dann in Schicht 2 konstant bleiben (Abbildung 4).

Im Rahmen eines ersten „geostatischen“ Berechnungsschritts wurde der hydrostatische Primärspannungszustand bei einer vollständigen Fixierung des Modells vorgegeben und diese Fixierung in einem weiteren Schritt vollständig gelöst. Nach dem Erreichen des sich darauf einstellenden Gleichgewichtszustands wurde die Unterkante des Modells zusätzlich horizontal fixiert, um eine Auflage des Materials auf einer rauen Felsoberfläche zu simulieren. Anschließend wurde die Fußschüttung in einem 4. Berechnungsschritt mittels einer Rampenfunktion entfernt und so die Stützung des Hanges im unteren Bereich aufgehoben.

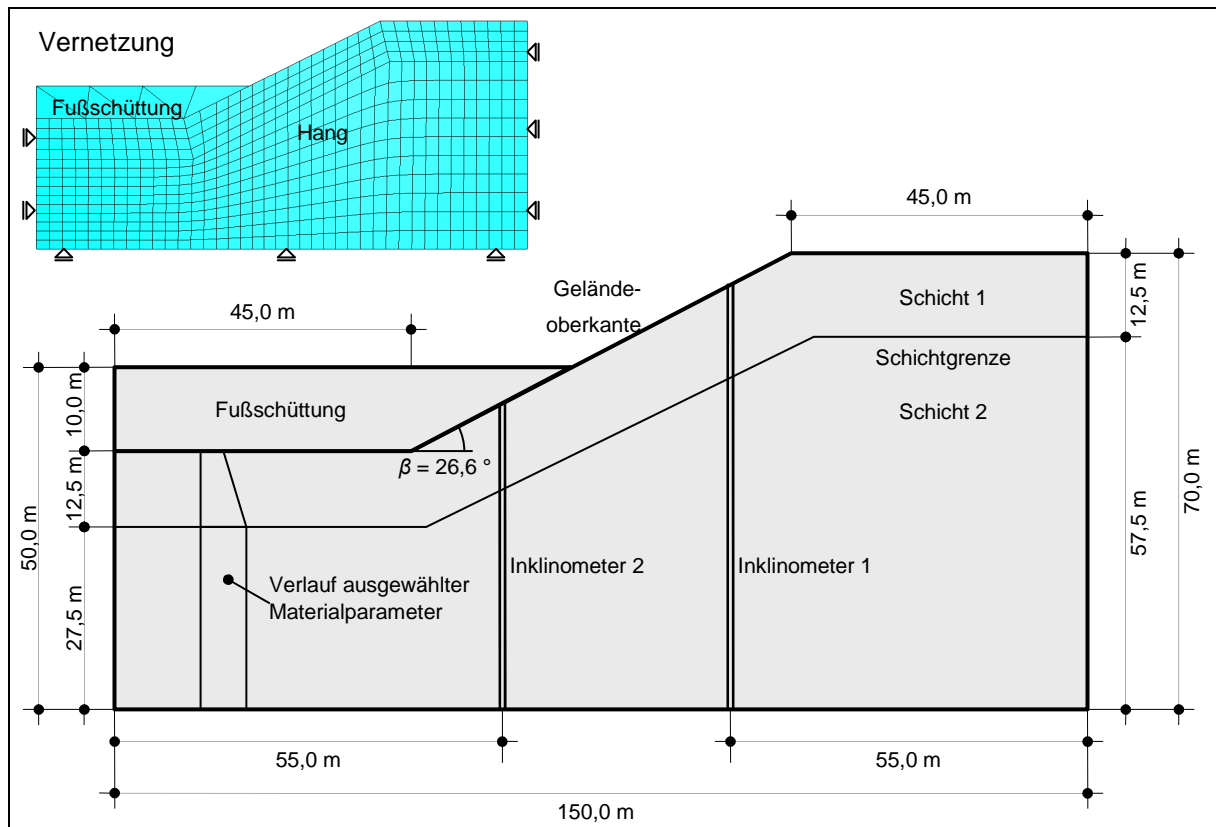


Abbildung 4: Modellaufbau des numerischen Experiments der Fußentlastung eines Hangs und dessen Vernetzung

### Zielfunktion

Zur Bewertung der durch eine Vorwärtsrechnung erreichten Lösung in Bezug auf die Referenzdaten („Messungen“ der Inklinometer) wurde in Anlehnung an die Methode der kleinsten Quadrate die in Gleichung (3) dargestellte Zielfunktion verwendet. Diese vergleicht die während eines definierten Zeitintervalls (Berechnungsschrittes) an  $q$  vorgegebenen Punkten auftretenden Verschiebungen  $u_{p, x, calc}$  der Vorwärtsrechnung mit den Referenzwerten  $u_{p, meas}$  für den Parametervektor  $x$ .

$$(3) \quad F(x) := \sqrt{\frac{1}{q} \sum_{p=1}^q (u_{p, x, calc} - u_{p, meas})^2}$$

Auf die Verwendung einer komplexeren Zielfunktion (Berücksichtigung von Wichtigkeitsfunktionen, siehe MALECOT et. al. 2004) wurde verzichtet.

Im Rahmen des Beispiels 1 wurden folgende Punktmengen für die Bestimmung der Abweichung untersucht:

- Alle Knotenpunkte entlang beider Inklinometer
- Knotenpunkte jeweils am Kopf der beiden Inklinometer

## Inverse Parameterbestimmung: Materialmodell Mohr-Coulomb

Die Parameter der einzelnen Modellbereiche für das Materialmodell Mohr-Coulomb können Tabelle 1 entnommen werden. Abbildung 5 zeigt die aus der Fußentlastung resultierenden Verschiebungen der Referenzsimulation („Messdaten“).

Tabelle 1: Materialparameter der Referenzsimulation (Materialmodell: Mohr-Coulomb)

Parameter	Einheit	Wert	Suchbereich
<b>Hang (Mohr-Coulomb)</b>			
Dichte $\rho$	[kg/m <sup>3</sup> ]	2200	
E-Modul an der GOK $E_{GOK}$	[N/m <sup>2</sup> ]	1,00E+08	
E-Modul an der Schichtgrenze $E_{Schichtgrenze}$	[N/m <sup>2</sup> ]	7,00E+08	5,00E+08 ... 1,00E+09
Querdehnungszahl $\nu$	[-]	0,3	
innerer Reibungswinkel $\varphi$	[°]	30,0	25 ... 35
Kohäsion $c$	[N/m <sup>2</sup> ]	1,00E+04	
Teufenlage der Schicht $t$	[m]	12,50	7,5 ... 17,5
<b>Fußschüttung (Elastisch)</b>			
Dichte $\rho$	[kg/m <sup>3</sup> ]	2200	
E-Modul $E$	[N/m <sup>2</sup> ]	7,00E+09	
Querdehnungszahl $\nu$	[-]	0,3	

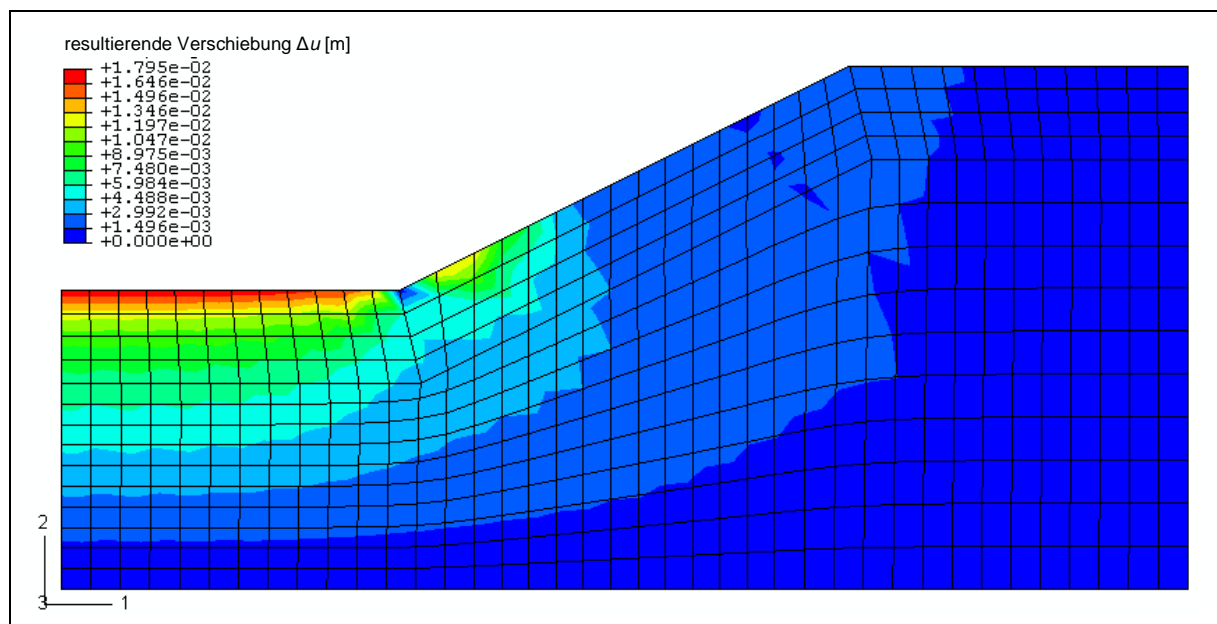


Abbildung 5: Visualisierung der resultierenden Verschiebungen für die Entfernung der Fußschüttung der Referenzsimulation mit dem Materialmodell Mohr-Coulomb

Das E-Modul des Hangs an der Schichtgrenze, die Teufenlage der Trennfläche und der innere Reibungswinkel des Hangs wurden als Parameter für eine Identifizierung bzw. Optimierung ausgewählt. Die Zahlenwerte dieser Parameter sollten auf der Basis einer Referenzsimulation zurückgewonnen werden (Tabelle 1). Abbildung 6 zeigt eine Visualisierung der Zielfunktionstopologie auf der Basis eines 8 x 8 x 8 - Rasters für einen inneren Reibungswinkel  $\varphi$



von  $28^\circ$ . Die Zielfunktion auf der Basis der Kopfpunkte der Inklinometer (Abbildung 6b) weist einerseits einen weitaus größeren Wertebereich  $[5,8686E-02...3,2861E-08]$  als auch eine höhere Rauigkeit gegenüber der Zielfunktion auf der Basis aller Messwerte (Abbildung 6a; Wertebereich  $[3,9141E-03...1,9151E-08]$ ) auf. Das gesuchte Minimum mit den Koordinaten ( $E_{Schichtgrenze} = 7,001E+008 \text{ N/m}^2$ ;  $t = 12,49 \text{ m}$ ;  $\varphi = 30,0^\circ$ ) wird mit einem Particle-Swarm-Optimizer mit 10 Individuen für den Fall, dass die Verschiebungsvektoren beider Inklinometer einbezogen werden, i. d. R. nach 35 bis 40 Berechnungsschritten sehr gut angenähert. Liegen für eine Optimierung nur die Vektoren an den beiden Ansatzpunkten vor, benötigt der PSO ca. 50 bis 55 Berechnungsschritte. Bei der Nutzung der Daten des Ansatzpunktes nur eines Inklinometers konnte keine verlässliche inverse Bestimmung der gesuchten Koordinaten durchgeführt werden, da aufgrund der Rauigkeit und damit auftretenden Nebenminima keiner der zur Verfügung stehenden Optimierungsalgorithmen reproduzierbar erfolgreich das Optimum fand.

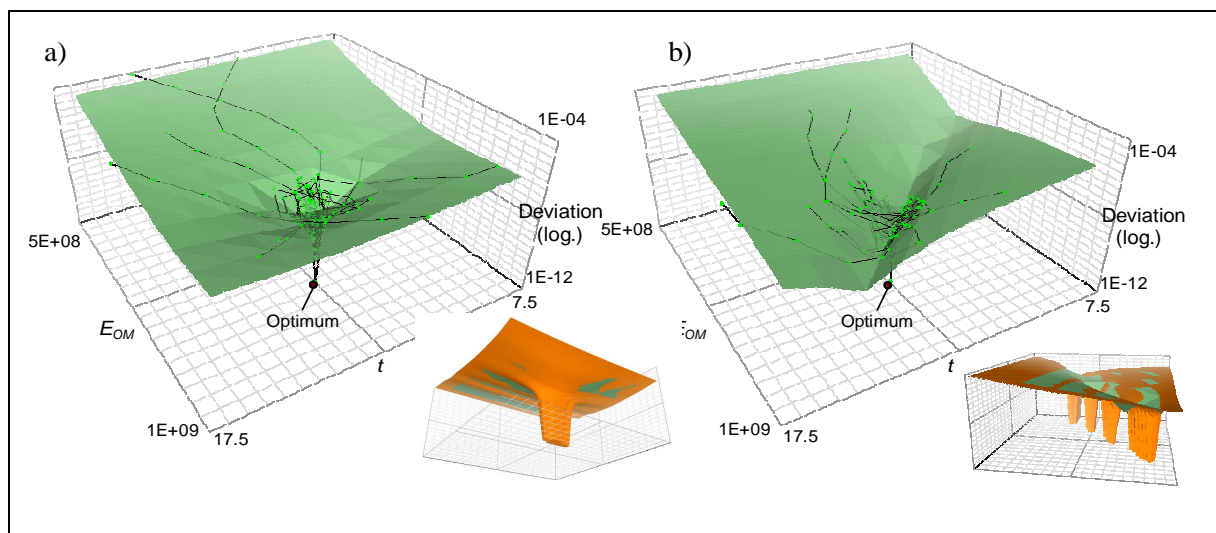


Abbildung 6: Visualisierung der Ergebnisse der Optimierung mit dem Materialmodell Mohr-Coulomb für  $\varphi = 28^\circ$  (a: alle Messwerte; b: Ansatzpunkte Inklinometer)

Durch den Einsatz des durch die Autoren entwickelte Hyperflächenapproximationsverfahrens (MEIER et al. 2006), konnte die Anzahl der benötigten Vorwärtsrechnungen wie in Tabelle 2 dargestellt abgemindert werden. Als Basis für diese dreidimensionale Problemstellung wurden durch ein Latin-Hypercube-Verfahren 75 Stützstellen erzeugt. Ein PSO mit 10 Individuen konnte für die Basispunktmenge mit den vollständigen Daten eines oder beider Inklinometer auf der Approximation das gesuchte Optimum mit ( $E_{Schichtgrenze} = 6,965E+008 \text{ N/m}^2$ ;  $t = 10,6 \text{ m}$ ;  $\varphi = 29,9^\circ$ ) in nur 20 Berechnungsschritten annähern. Die bereits erwähnte stärkere Rauigkeit der Zielfunktion auf der Basis der Daten

der Ansatzpunkte erzeugt in der Approximation ein zusätzliches Nebenextrema bei ( $E_{\text{Schichtgrenze}} = 6,600\text{E}+008 \text{ N/m}^2$ ;  $t = 8,9 \text{ m}$ ;  $\varphi = 28,9^\circ$ ), wobei jedoch auch das gesuchte Optimum in ca. 75 % der Durchläufe des PSO auf der Approximation gefunden wurde.

Tabelle 2: Vergleich des Berechnungsaufwandes zur Bestimmung des Optimums (Materialmodell: Mohr-Coulomb)

Verfahren	Berechnungsschritte	Funktionsaufrufe
Basisdaten: alle Verschiebungsvektoren beider Inklinometer		
Particle-Swarm-Optimizer	35...40	350...400
Hyperflächenapproximationsmethode	~	75
Basisdaten: Verschiebungsvektoren am Kopf beider Inklinometer		
Particle-Swarm-Optimizer	50...55	500...550
Hyperflächenapproximationsmethode	~	75

## Beispiel 2: Störungszone vor einer Tunnelortsbrust

Selbst im modernen Tunnelbau stellen größere Störungszone eine nicht zu unterschätzende Problematik dar, die den finanziellen, zeitlichen und technischen Gesamtaufwand für das Projekt erheblich beeinflussen kann. Zwar ist eine Vielzahl der möglichen Situationen technisch beherrschbar, häufig erfordert dies jedoch die temporäre Umstellung der Vortriebsmethode. Nach einer sicheren und erfolgreichen Durchführung ist die möglichst kurze Nutzung und frühzeitigen Erkennung der Notwendigkeit der kostenintensiven Sondermaßnahmen wichtig.

Mittels des numerischen Experimentes von Beispiel 2 soll erprobt werden, ob die durch ingenieurgeologische bzw. geotechnische Aufnahmen vorhandenen und relativ ungenauen Angaben über eine Störungszone vor einer Tunnelortsbrust im Festgestein mittels inverser Methoden präzisiert werden können. In den Referenzdaten soll bewusst auf teure indirekte und direkte Aufschlussverfahren wie beispielsweise vorauseilende Bohrungen oder geophysikalische Messungen verzichtet werden. Stattdessen sollen ausschließlich standardgemäß durchgeführte Konvergenzmessungen der Tunnelkontur herangezogen werden.

Abbildung 7 gibt den Modellaufbau des numerischen Experiments der Störungszone vor einer Tunnelortsbrust mit der Vernetzung des ABAQUS-Modells wieder. Der  $100 \times 100 \times 200 \text{ m}$  große Gebirgsausschnitt wird an allen 4 Seiten horizontal und unten vertikal fixiert. Neben der Gravitation wird die Oberseite des Modells mit einem Druck von  $1.23\text{E}+007 \text{ N/m}^2$  belastet, was einer Teufe von  $500 \text{ m}$  bei einer angenommenen Dichte von  $2500 \text{ kg/m}^3$

entspricht. Es wird angenommen, dass die Tunnelachse senkrecht auf der mit  $\theta = 66^\circ$  einfallenden Störungszone steht und geometrisch weiterhin durch die Dicke  $D$  und die Position  $L$  gekennzeichnet ist. Die Simulation des Tunnelvortriebes erfolgt durch die Nachbildung von zehn 10 m - Abschlügen durch eine schrittweise Entfernung der entsprechenden Modellelemente. Mit jedem Abschlag wird das Zeitschritt-Verschiebungsverhalten eines zusätzlichen Satzes von neu frei werdenden 4 Modellknoten überwacht und als Messdaten verwertet, so dass zu Beginn der Simulation 4 und nach 10 Abschlügen 44 überwachte Knoten vorliegen.

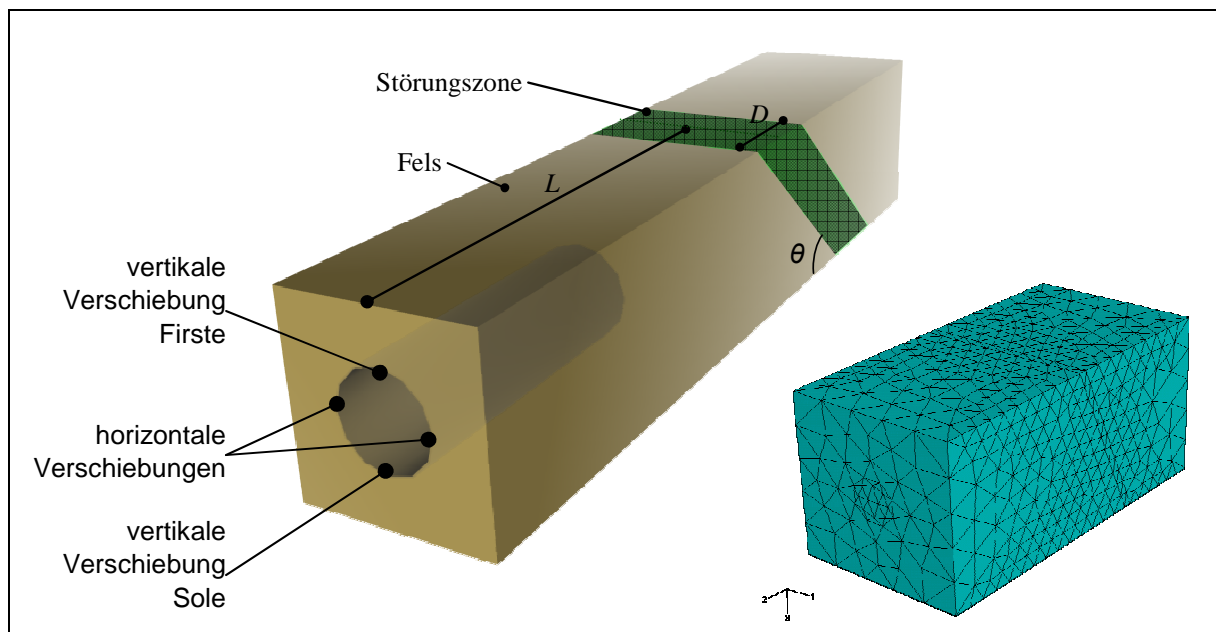


Abbildung 7: Modellaufbau des numerischen Experiments der Störungszone vor einer Tunnelortsbreite, rechts: Vernetzung des ABAQUS-Modells

Es wird angenommen, dass Einfallrichtung und Einfallwinkel der Störungszone über ingenieurgeologische Untersuchungen hinreichend bekannt sind. Ebenfalls werden die konstitutiven Eigenschaften des Fels vorgegeben, da dieser direkt aufgeschlossen ist. Dem gegenüber werden die Parameterwerte des Abstands  $L$ , die Dicke  $D$  und des Elastizitätsmoduls  $E$  der Störungszone gesucht. Als Abweichungsfunktion wird wiederum die Zielfunktion von Beispiel 1 verwendet. Die gesuchten Referenzwerte sind  $5,0E+07$  kN/m<sup>2</sup> für den Elastizitätsmodul  $E$ , 120,0 m für den Schichtabstand  $L$  und 6,0 m Schichtdicke  $D$ .

Im Rahmen einer vorbereitenden statistischen Analyse des inversen Identifikationsproblems wurden über ein Monte Carlo-Verfahren 2000 Parametersätze und der zugehörige Zielfunktionswert (Stützpunkte) berechnet. Abbildung 8 zeigt die Korrelationsmatrix der besten 100 Durchläufe. Die einzelnen Diagramme zeigen jeweils die Lage der Stützpunkte und grau hinterlegt der konvexen Hülle. Die Diagramme der Diagonalen zeigen abweichend den Ziel-

funktionswert über dem Parameterwert. Hauptaussagen dieser Darstellung sind, dass alle drei Parameter je einen gut begrenzten Extremwert zeigen (Diagramme der Diagonalen) und dass zwischen den Parametern keine signifikanten Korrelationen vorliegen, da alle Korrelationskoeffizienten einen Wert unter 0,5 besitzen.

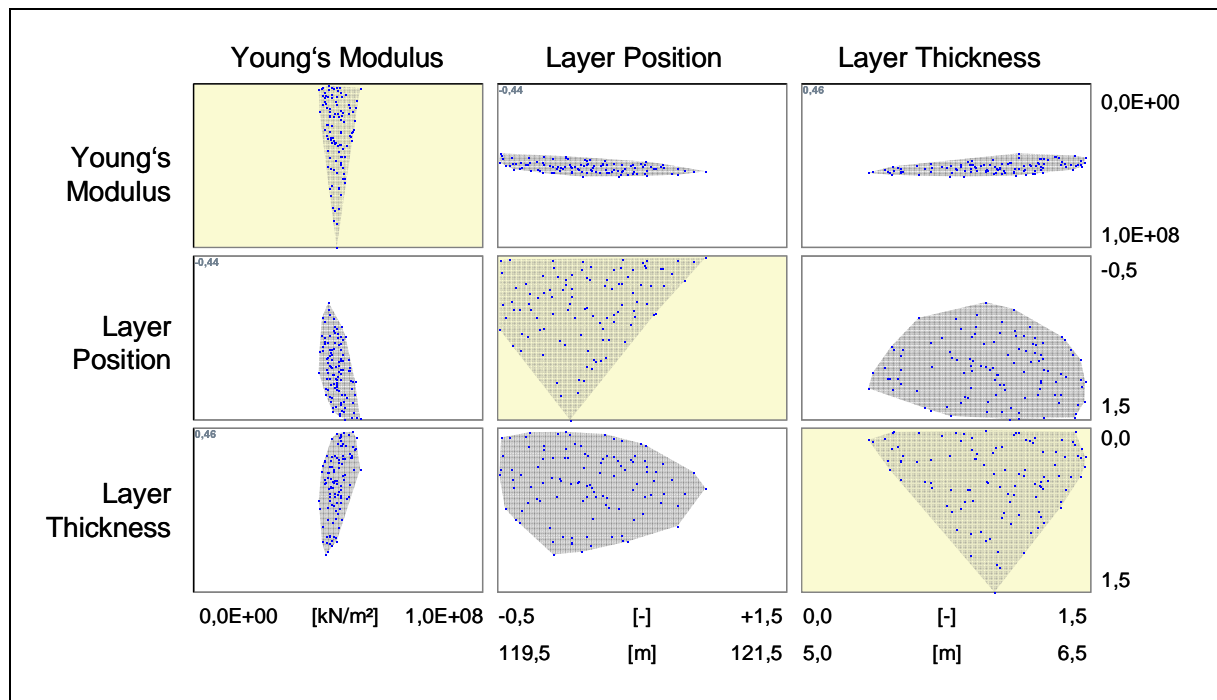


Abbildung 8: Korrelationsmatrix der besten 100 Vorwärtsrechnungen einer Monte Carlo – Methode mit 2000 Stützpunkten

Abbildung 9 gibt auf der linken Seite ein dreidimensionales Diagramm mit den Einhüllenden für drei Zielfunktionswerte auf der Basis der Daten aller 10 Abschlüsse wieder. Die ineinander verschachtelten Isoflächen gleicher approximativer Qualität erlauben die visuelle Einschätzung der Form und Lage des Extremwertbereichs analog den Zielfunktionstopologie-darstellungen. Die Diagramme auf der rechten Seite von Abbildung 9 zeigen den Verlauf der Variationsbereiche der drei Parameter in Abhängigkeit der wachsenden Datenbasis. Diese aus den Korrelationsmatrizen des jeweiligen Abschlages abgeleitete Variation stellt die durch die Stützpunkte mit einem Zielfunktionswert  $F \leq 1,0E-04$  überstrichene Minimalwert – Maximalwert – Spanne dar. Da mit jedem Abschlag die Zeit–Verschiebungs–Verläufe vier weiterer Messpunkte zur Verfügung stehen, verringern sich die Schwankungsbereiche entsprechend.

Für die inverse Parameteridentifikation dieser dreiparametrischen Aufgabenstellung wurde wiederum ein PSO mit 10 Individuen eingesetzt. Bereits nach 25 Zyklen wurden für E der Wert  $4,969E+07$  kN/m<sup>2</sup> (Abweichung 0,031 kN/m<sup>2</sup>), für L 120,04 m (Abweichung 0,04 m)

und für  $D$  5,94 (Abweichung 0,06 m) ausgewiesen. Nach 50 Zyklen konnte die Abweichung für jeden Parameter auf unter 0,1% des Referenzwertes gesenkt werden.

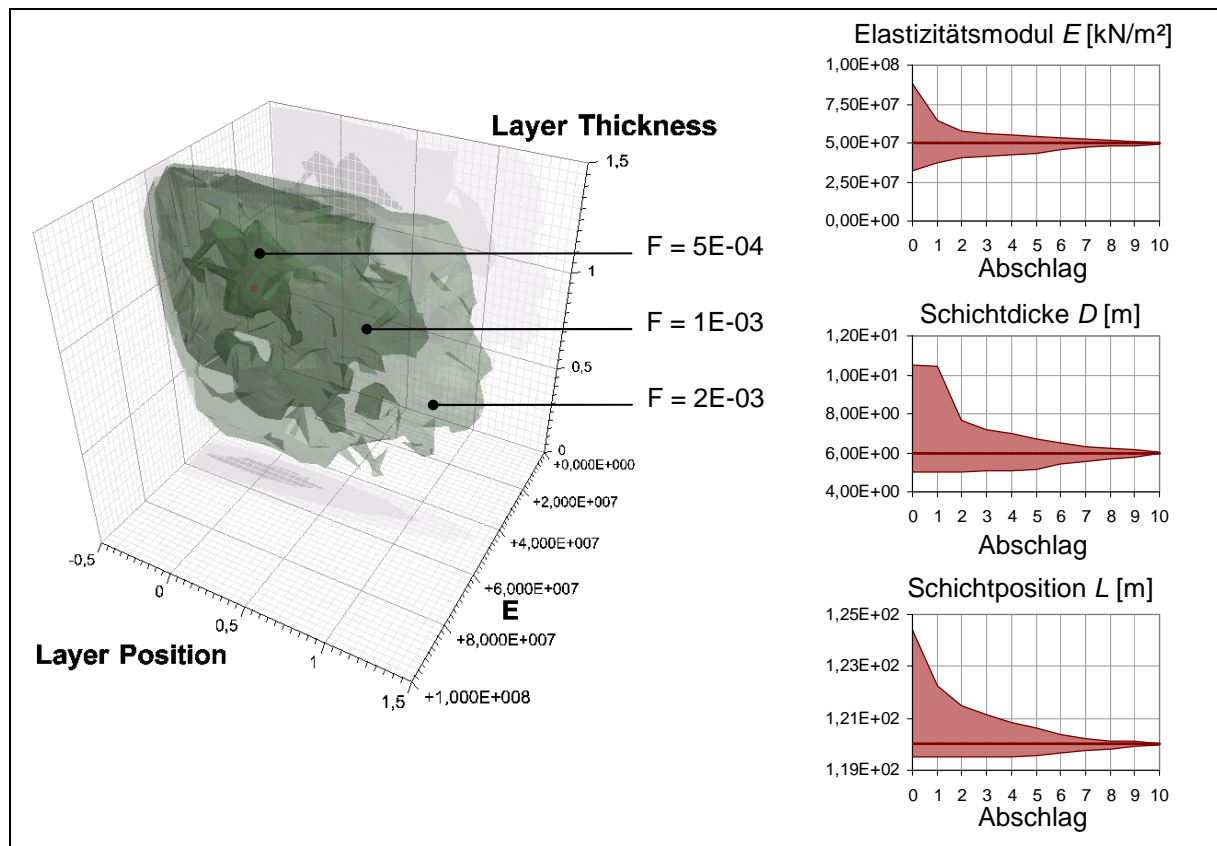


Abbildung 9: dreidimensionales Diagramm mit den Einhüllenden für 3 Zielfunktionswerte mit den Daten aller Abschläge (links), Verlauf der Variationsbereiche der 3 Parameter in Abhängigkeit der wachsenden Datenbasis

### Beispiel 3: Massenbewegung nahe Corvara in Badia

Die seit ca. 10 000 Jahren aktive Massenbewegung nahe Corvara in Badia in den Dolomiten weist lokal Bewegungsraten bis zu 200 cm/a auf. Der Schuttstrom besteht aus einem Ton als Verwitterungsprodukt. In dieser Matrix treten „schwimmende“ Felsblöcke unterschiedlicher Größen auf. Das Ausgangsgestein ist als eine Wechsellagerung von Mergeln, Kalksteinen, Sandsteinen, Tuffiten, Tonsteinen und Siltsteinen beschreibbar. Ziel ist die Erstellung eines möglichst realistischen numerischen Modells, um Stabilisierungsmaßnahmen besser untersuchen und planen zu können. Aus der recht umfangreichen Hanginstabilität wurde dazu der Bereich „S3“ exemplarisch untersucht.

Abbildung 10 enthält eine ingenieurgeologische Karte und einen Schnitt durch den Bereich S3 der Großhangbewegung. Im Schnitt und dem zugehörigem Inclinometerprofil wird die klare Teilung des Schuttstroms und dem Ausgangsgestein deutlich. Für die Modellierung mit dem Programm Plaxis wurde daher von einem sehr steifen, linear elastischen Fels, überlagert

von einer basalen Scherzone (Soft Soil Creep) und den weichen jedoch wiederum linear elastischen Schuttmassen ausgegangen.

Um eine Verifikation des Soft Soil Creep Materialmodells für den Einsatz als Ersatzmaterial der basalen Scherzone zu erreichen und um gute Startwerte für die inverse Behandlung des gesamten Hanges zu erhalten, wurde im ersten Schritt eine Parameteridentifikation von Oedometer- und Triaxialversuchen mit Material der Scherzone durchgeführt. Mit statistischen Analysen und mittels Partikel-Schwarm-Algorithmen konnte die Verifikation erfolgreich durchgeführt und Parametersätze ausgewiesen werden. Im zweiten Schritt konnte nun eine Rückrechnung der Großhangbewegung ausgehend von diesen Parametersätzen stattfinden.

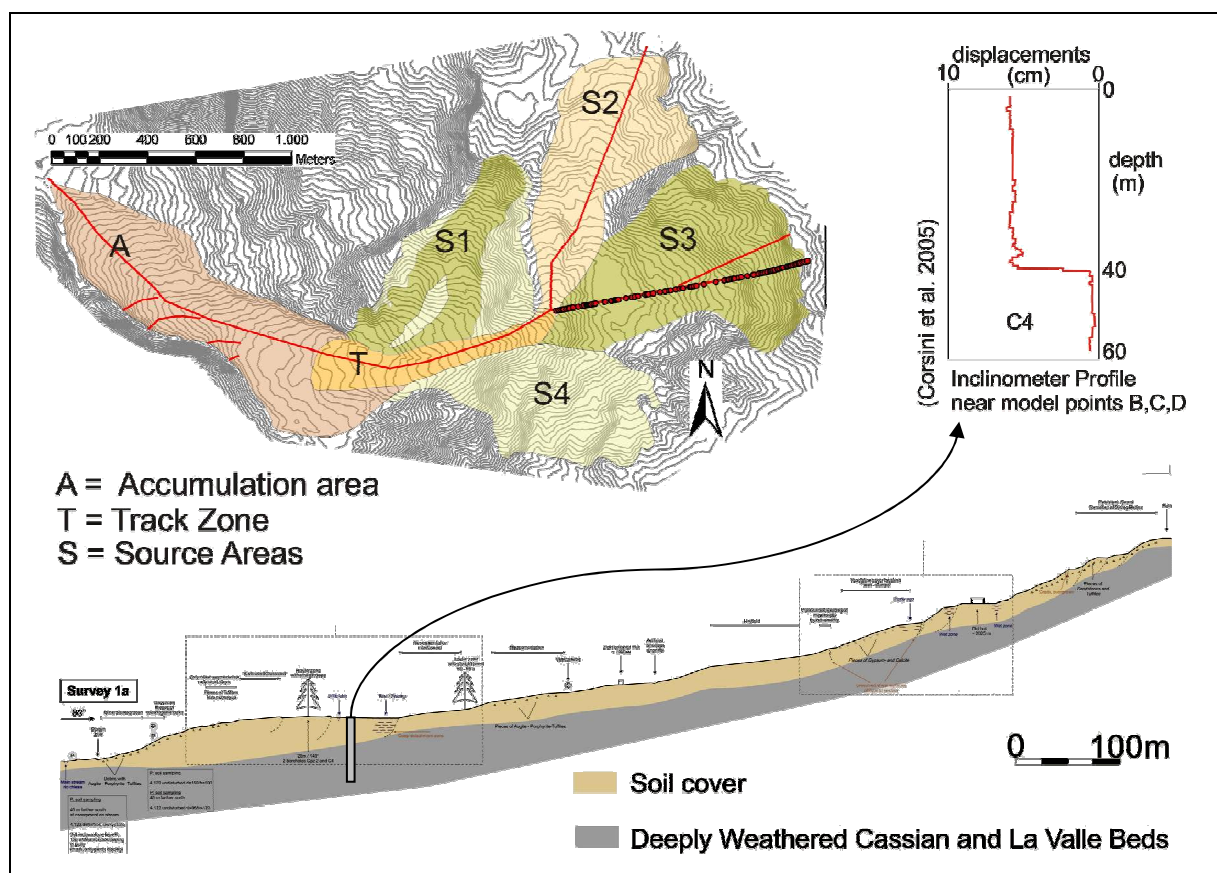


Abbildung 10: Ingenieurgeologische Karte und Schnitt mit zugehörigem Inklinometerprofil durch den Bereich S3 der Großhangbewegung nahe Corvara in Badia (modifiziert nach CORSINI et al. 2005 und SCHÄDLER 2006)

Die Modellantwort des besten Parametersatzes der wiederum mit einem Partikel-Schwarm-Verfahren durchgeführten Optimierung können Abbildung 11 entnommen werden. Referenzdaten bildeten die dreidimensionalen Verschiebungsverläufe von 7 Punkten auf und in dem Schuttstrom über 3 Jahre. Die insgesamt 6 gesuchten Parameterwerte teilten sich auf konstitutive Werte der Schuttstroms (2 Variable) und der Scherzone (4 Variable) auf. Im

Einzelnen sind dies der Schermodul und der Querdehnzahl der Schuttmasse und der Reibungswinkel bzw. die Soft Soil Creep Parameter  $\lambda^*$ ,  $\kappa^*$  und  $\mu^*$  der Scherzone.

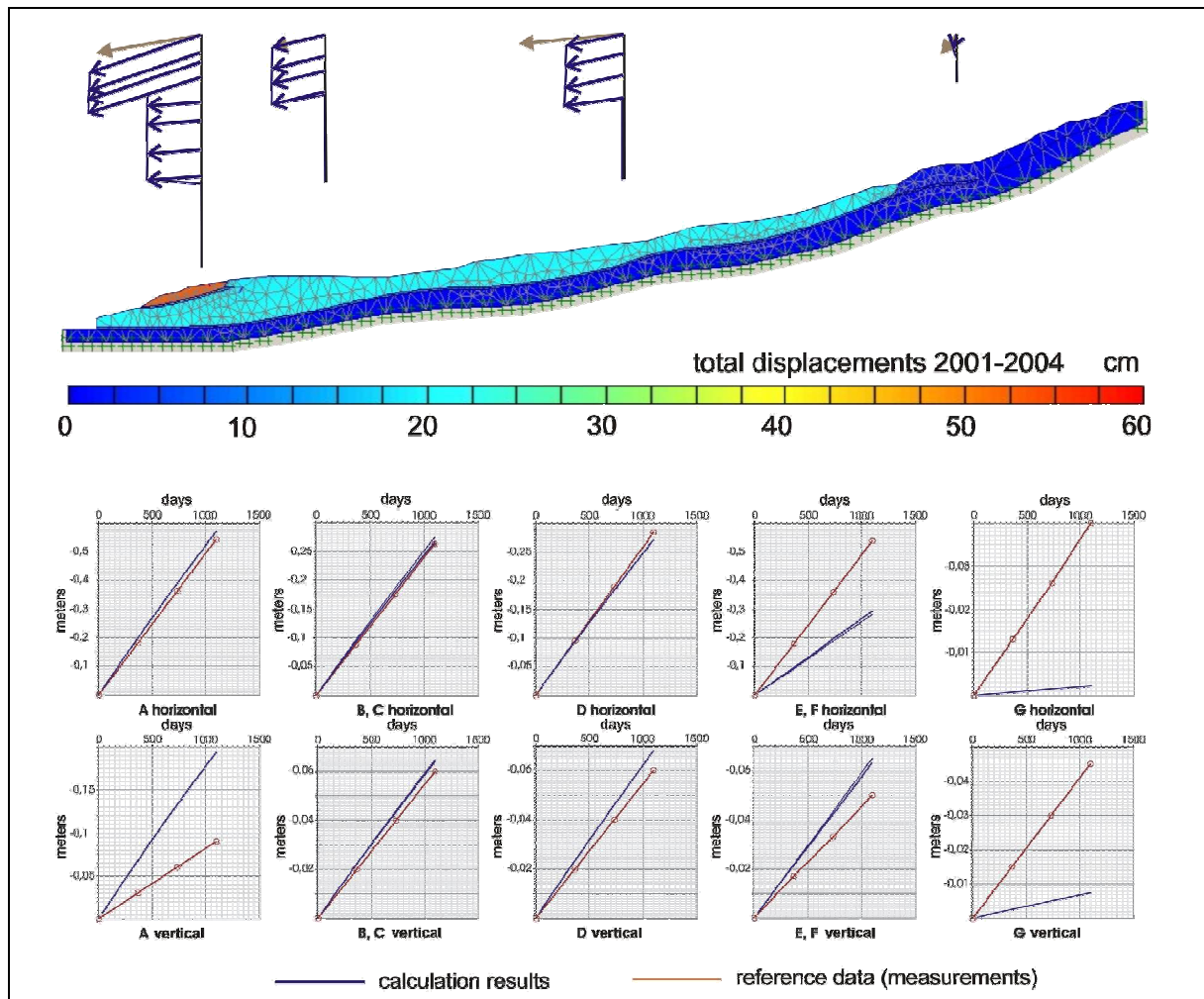


Abbildung 11: Ergebnisse der inversen Parameteridentifikation

In den nächsten Schritten dieses Projektes sollen wechselnde Wasserstände und eine detailliertere Geometrie des Bereichs S3 Beachtung finden. Hiervon erhoffen sich die Autoren eine realistische Systemantwort und somit noch bessere Ergebnisse der inversen Behandlung dieser Problemstellung.

## Zusammenfassung und Ausblick

Anhand der drei vorgestellten Beispiele konnte gezeigt werden, dass die inverse Parameteridentifikation auch im Bereich der Geomechanik bzw. Geotechnik ein sehr wertvolles Werkzeug darstellt. Voraussetzungen sind das Vorliegen von aussagekräftigen, qualitativ und quantitativ ausreichenden Referenzdaten und ein dazu passendes numerisches Modell. Dieses Modell muss in der Lage sein, die über die Referenzdaten beschriebenen

Effekte in zutreffender Form wiederzugeben. Die durch eine inverse Parameterbestimmung ausgewiesenen Extremwerte sind umso undeutlicher, je stärker die Messdaten verrauscht sind bzw. einen unzureichenden Informationsgehalt aufweisen. Invers bestimmbar sind unter den genannten Voraussetzungen konstitutive Parameter, Initialzustände, Randbedingungen und geometrische Größen.

Statistische Analysen bieten ein vielseitig einsetzbares Werkzeug zu Bewertung bzw. Untersuchung von inversen Aufgabenstellungen und der Ergebnisbewertung von Optimierungssequenzen. Insbesondere die Darstellungsform der Korrelationsmatrix hat sich zur grafischen explorativen Analyse bewährt.

## **Danksagung**

Teile der hier vorgestellten Arbeit wurde im Rahmen des DFG-Forschungsprojektes „Geotechnische Modellierung tiefgreifender Hangbewegungen“ ausgeführt. Der Autor möchte sich für die Unterstützung durch die Deutsche Forschungsgemeinschaft (DFG) im Rahmen des Förderprogramms SCHA 675/11-2 bedanken. Die Kooperation mit der Università di Modena e Reggio Emilia Dipartimento di Scienze della Terra wird durch den DAAD im Rahmen des Projektbezogenen Personenaustauschprogramms VIGONI unterstützt, dem hier ebenfalls gedankt werden soll. Der Arbeitsgruppe Angewandte Geologie unter Dr. Corsini und Herrn Dipl.-Geol. Schädler dankt der Autor für die Bereitstellung von Feld- und Messdaten.

## **Literatur**

BOYD, S.; VANDENBERGHE, L. (2006): Convex Optimization. Cambridge University Press.

BUI, L. T.; ESSAM, D.; ABBASS, H. A.; GREEN, D. (2005): Performance analysis of evolutionary multi-objective optimization methods in noisy environments. ALAR Technical Report Series, University of New South Wales, Australia.

CARRERA, J.; ALCOLEA, A.; MEDINA, A.; HIDALGO, J.; SLOOTEN, L. J. (2005): Inverse problem in hydrogeology. Hydrogeological Journal 13, Springer-Verlag, S. 206 - 222.

CONNOR, J. J. (1976): Analysis of Structural Member Systems. Massachusetts Institute of Technology, The Ronald Press Company, New York.

CORSINI, A.; PASUTO, A.; SOLDATI, M.; ZANNONI, A. (2005): Field monitoring of the Corvara landslide (Dolomites, Italy) and its relevance for hazard assessment. Geomorphology 66, S. 149 - 165.



- CUI, L.; SHENG, D. (2006): Genetic algorithms in probabilistic finite element analysis of geotechnical problems. *Computers and Geotechnics* 32, S. 555 - 563.
- DUAN, Q. Y.; GUPTA, V. K.; SOROOSHIAN, S. (1993): Shuffled Complex Evolution Approach for Effective and Efficient Global Minimization. *Journal of Optimization Theory and Applications*, Vol. 76, No. 3. S. 501 - 521.
- EBERHART, R. C.; KENNEDY, J. (1995): A new optimizer using particle swarm theory. *Proceedings of the Sixth International Symposium on Micromachine and Human Science*, Nagoya, Japan. S. 39 – 43.
- FLEISCHER, J.; BROOS, A. (2004): Parameteroptimierung bei Werkzeugmaschinen – Anwendungsmöglichkeiten und Potentiale. *Weimarer Optimierungs- und Stochastiktag 1.0*, Weimar.
- FLORES SANTIAGO, O.; BAUSINGER, R. (1998): Automatische Schweißpunkt-Optimierung an Karosserien. XXV. FEM – Kongress, Baden-Baden.
- JEONG, S.-J. (2003): Ein Beitrag zur Erzeugung nichtlinearer Entwurfsseegänge im numerischen Wellenkanal. *Dissertationsschrift, Fakultät für Verkehrs- und Maschinensysteme, TU Berlin*.
- KENNEDY, J.; EBERHART, R. (1995): Particle swarm optimization. *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, Piscataway, NJ:IEEE Press, S. 1942 - 1948
- KOLLIG, T.; KELLER, A. (2002): Efficient Multidimensional Sampling. *EUROGRAPHICS 2002*, G. Drettakis and H.-P. Seidel (Editors), Volume 21, Nr. 3.
- MALECOT, Y.; FLAVIGNY, E.; BOULON, M. (2004): Inverse Analysis of Soil Parameters for Finite Element Simulation of Geotechnical Structures: Pressuremeter Test and Excavation Problem. In: Brinkgreve, Schad, Schweiger & Willand (eds.) *Proc. Symp. Geotechnical Innovations*, S. 659 - 675. Essen: Verlag Glückauf, 2004.
- MATOUŠ, K.; LEPŠ, M.; ZEMAN, J.; ŠEJNOHA, M. (2000): Applying genetic algorithms to selected topics commonly encountered in engineering practice. *Computer methods in applied mechanics and engineering* 190, Elsevier, S. 1629 - 1650.
- MCKAY, M. D.; BECKMAN, R. J.; CONOVER, W. J. (1979): A Comparison of Three Methods for Selecting Values of Input Variables in the Analysis of Output from a Computer Code. *Technometrics* 21, S. 239 - 245.

- MEIER, J.; RUDOLPH, S.; SCHANZ, T. (2006): Effektiver Algorithmus zur Lösung von inversen Aufgabenstellungen – Anwendung in der Geomechanik. Bautechnik 83, Ernst & Sohn Verlag, S. 470 - 481.
- MILLER, B. (1997): Noise, Sampling, and Efficient Genetic Algorithms. PhD thesis, Department of Computer Science, University of Illinois at Urbana-Champaign.
- POLHEIM, H. (1999): Evolutionäre Algorithmen – Verfahren, Operatoren und Hinweise für die Praxis. Springer.
- PRESS, W. H.; FLANNERY, B. P.; TEUKOLSKY, S. A.; VETTERLING, W. T. (1992): Numerical Recipes in C: The Art of Scientific Computing. Cambridge University Press; 2. Auflage.
- SCHANZ, T.; ZIMMERER, M.; DATCHEVA, M.; MEIER, J. (2006): Identification of constitutive parameters for numerical models via inverse approach, Felsbau - Rock and Soil Engineering - Journal for Engineering Geology, Geomechanics and Tunneling 2/2006, S. 11 – 21.
- VAN DEN BERGH, F. (2001): Analysis of Particle Swarm Optimizers. Promotionschrift, University of Pretoria, Pretoria.
- WOLPERT, D. H.; MACREADY, W. G. (1997): No Free Lunch Theorems for Optimization. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol. 1, S. 67 – 82.