

Parameteridentifikation für numerische Modellierungen am Beispiel von Trennflächen im Fels

Parameter identification for numerical modelling by example of rock joints

J. Meier¹, T. Schanz²

Zusammenfassung

Bei der Modellierung von großräumigen Gebirgsbereichen mittels numerischer Methoden stellt sich häufig die Frage nach den möglichst realistischen konstitutiven Modellen und den damit verbundenen Materialparametern. Gleiches gilt für die geometrische und konstitutive Beschreibung des Trennflächengefüges. Neben den Möglichkeiten einer kostenintensiven und nicht immer realisierbaren Analyse im Labor und dem Rückgriff auf Erfahrungswerte bietet sich hier die iterative inverse Bestimmung der relevanten Modellparameter an. Gleichzeitig kann diese Verfahrensweise aber auch auf die Festsetzung der geometrischen Gegebenheiten angewendet werden. Deren Bestimmung insbesondere im oberflächenfernen Bereich – wenn überhaupt – oft nur über teure orientierte Bohrungen realisierbar ist.

Am Beispiel von Materialien und Trennflächen in modellhaften Systemen („numerische Experimente“) sollen die Möglichkeiten der inversen Determination von konstitutiven Parametern und Geometrien vorgestellt und diskutiert werden. Neben der Optimierung einzelner Parameter soll auch die Vorgehensweise bei mehrdimensionalen Aufgabenstellungen geschildert und die Vor- und Nachteile verschiedener Algorithmen in Bezug auf die angesprochene Problematik diskutiert werden.

Keywords: Parameteridentifikation, numerische Modellierung, Trennflächen, Optimierung

Abstract

When performing numerical simulation of large scale mountain areas the choice of the most realistic constitutive model and the proper material parameters is of paramount importance. The same is applicable to the interfaces and the models used there. Because of costly and not always possible laboratory experiments and in situ measurements it is advantageous to use the iterative inverse regulation for identification of model parameters. The iterative inverse regulation can be also applied to the geometrical conditions. Often the geometry and properties are accessible only through expensive oriented drillings and laboratory tests. In this paper an example of the application of inverse calculation of material parameters and geometrical properties is presented and discussed. One dimensional and multidimensional optimization procedures are given based on different algorithms.

Keywords: Parameter identification, numerical modelling, joints, optimization

1 Motivation

Durch die Verwendung von unterschiedlichen numerischen Verfahren im Bereich von geotechnischen Problemstellungen (in der Regel handelt es sich um FE- und FD-Methoden) bietet sich die Möglichkeit, auch extrem komplexe Anfangsrandwertprobleme zu bearbeiten. Mit den verfügbaren Werkzeugen ergeben sich jedoch Schwierigkeiten, die – wie so oft – im Detail zu Tage treten: Zum Beispiel wird bei der Erstellung numerischer Modelle immer wieder die Fragestellung angetroffen, welche Zahlenwerte für die betreffenden Parameter einzusetzen sind. Neben der nur selten durchführbaren, zeitaufwändigen und teuren Möglichkeit, die Parameter über Bohrungen und/oder oft komplexe Laborversuche zu ermitteln, soll in diesem Artikel ein Beitrag zu der Möglichkeit der inversen Bestimmung von Modell-

parametern erbracht werden. Ziel ist es, bestehende Parametersätze unter Zuhilfenahme von Messwerten automatisiert an ein spezielles Modell anzupassen und zu verbessern. Generell sollte bei der Planung einer Inversion darauf geachtet werden, das verwendete „Vorwärtsmodell“ so einfach wie möglich und dabei so kompliziert wie nötig zu formulieren. Dies betrifft insbesondere die Ordnung bzw. Komplexität der konstitutiven Ansätze.

2 Grundlagen

2.1 Einführung

Ausgangspunkt einer jeden Parameteridentifikation ist eine „normale“ Modellierung (die so genannte „Vor-

¹ Dipl.-Ing. J. Meier, Bauhaus-Universität Weimar, Coudraystrasse 11c, 99421 Weimar, joerg.meier@bauing.uni-weimar.de

² Prof. Dr.-Ing. habil. T. Schanz, Bauhaus-Universität Weimar, Coudraystrasse 11c, 99421 Weimar, tom.schanz@bauing.uni-weimar.de

wärtsrechnung“) mit einem Satz notwendiger Modellparametern, wie z.B. Materialkennwerten und geometrischen Abmessungen. Die Ergebnisse einer solchen Berechnung werden i. d. R. manuell mit Messwerten verglichen, ggf. angepasst und die Berechnung erneut ausgeführt. Dieser zeitaufwändige Arbeitsschritt („trial and error“-Verfahren) kann durch die hier vorgestellten Verfahren automatisiert werden.

Das Flussdiagramm in Fig. 1 zeigt das grundsätzliche Arbeitsschema der Parameteridentifikation. Im Vergleich zu der manuellen Festlegung der Parameter trifft hier – ausgehend von Schätz- bzw. Startwerten am Beginn der Optimierung – ein Optimierungsalgorithmus die Entscheidung für die Zahlenwerte des nächsten Durchlaufes. Nach der Festlegung des neuen Parametersatzes, bei dem ein oder auch mehrere Werte gleichzeitig geändert werden können, wird automatisch eine weitere Vorwärtsrechnung durchgeführt. Durch den Vergleich der Ergebnisse der Simulation mit den vorgegebenen Messwerten kann nun eine Abweichung vom (unbekannten) optimalen Parametersatz errechnet werden („Zielfunktionen“), indem z. B. im einfachsten Fall für die Zeitverläufe der Messreihe und der Simulation die Methode der kleinsten Quadrate angewendet wird. Auf der Basis dieses Zahlenwertes in Verbindung mit dem zugrunde liegenden Parametersatz kann durch den Optimierungsalgorithmus ein neuer verbesserter Parametersatz festgelegt werden.

Dieser Zyklus, d. h. diese iterative Vorgehensweise, kann durch verschiedene Abbruchkriterien gestoppt werden (Auswahl):

- Die errechnete Abweichung liegt unterhalb eines vorgegebenen Grenzwertes.
- Die errechnete Abweichung konnte seit einer anzugebenden Anzahl von Zyklen nicht gesenkt werden.
- Eine vorgegebene maximale Anzahl von Zyklen und/oder eine vorgegebene Zeitspanne wurden erreicht.

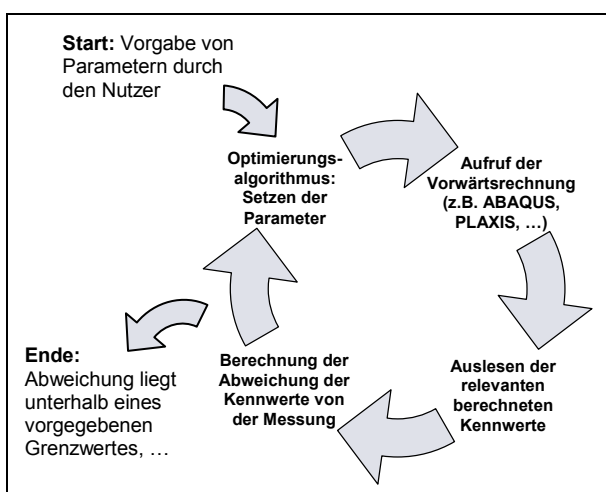


Fig. 1: Flussdiagramm für die Vorgehensweise einer Parameteridentifikation

Fig. 1: Flow chart for working pattern of parameter identification procedure

Bei der Durchführung einer Parameteridentifikation sollten demnach folgende Schritte ausgeführt werden:

1. Erstellung (Konzept und Implementierung) einer „normalen“ Vorwärtsrechnung und Optimierung deren Laufzeit.
2. Auswahl der zu identifizierenden Parameter mit ihren Grenzwerten und ggf. Vorbereitung der Vorwärtsrechnung auf die Parameteridentifikation. Zur Ermittlung der maßgeblichen Parameter sollte eine Sensitivitätsanalyse Verwendung finden.
3. Ausgewählte Parameter sollten unter Zuhilfenahme von „Vorwissen“ fixiert werden.
4. Erstellung eines Algorithmus zur Errechnung der Abweichung aus den Messwerten und den Ergebnissen der Vorwärtsrechnung, d.h. Definition der Zielfunktion. Dies beinhaltet ggf. die Wichtung unterschiedlicher Parameter bzw. beim Vorliegen hochgradig nichtlinearer Probleme die Regularisierung der Optimierungsstrategie.
5. Auswahl eines Optimierungsalgorithmus und Start der Optimierung

Die manuelle Optimierung der Vorwärtsrechnung auf eine mögliche kurze Laufzeit ist nötig, da – abhängig vom Modell, dem verwendeten Optimierungsalgorithmus und der Anzahl der zu identifizierenden Parameter – der Zyklus sehr oft durchlaufen werden muss.

In einer durch die Autoren verfassten Software ist das grundsätzliche Zyklusmuster mit den Abbruchkriterien und verschiedenen Optimierungsalgorithmen bereits enthalten. Weiterhin wurden Schnittstellen zu verschiedenen kommerziellen Programmpaketen wie z. B. ABAQUS und PLAXIS geschaffen, um die Einbindung von neuen Vorwärtsrechnungen möglichst einfach und benutzerfreundlich zu gestalten.

2.2. Optimierungsalgorithmen

Einer der Schlüsselpunkte des in Abschnitt 2.1 vorgestellten Vorgehensweise sind die Optimierungsalgorithmen. In der Literatur wird eine Vielzahl solcher Berechnungsansätze beschrieben (z. B. NELDER & MEAT, DAVIDON, ...), so dass hier nur ein kurzer Überblick über die verschiedenen Klassen gegeben werden soll, der keinen Anspruch auf Vollständigkeit erhebt.

Einfache Methoden

Zu den einfachen Methoden zählen die Rasterverfahren und das Monte-Carlo-Verfahren. Bei beiden Verfahren wird für eine vorher bestimmte Anzahl von Parameterkombinationen die Abweichung bestimmt und die „beste“ Kombination als Ergebnis geliefert. Bei den Rasterverfahren wird der Wertebereich jedes Parameters gleichmäßig schrittweise abgesucht. Bei dem Monte-Carlo-Verfahren werden die Werte des Parametersatzes zufällig gewählt. Beide Verfahren eignen sich nur bei einer geringen Anzahl von Parametern.

Gradientenmethoden

Bei den Gradientenmethoden wird versucht, für die aktuelle Parameterkombination den Änderungsvektor zu finden, der zu einer möglichst „guten“ Abweichung in der näheren Umgebung führt. Diese Methoden lassen sich gut mit einer Kugel auf einer hügeligen Oberfläche vergleichen, die immer entgegen der Richtung des größten Anstieges rollt. 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.

Evolutionäre Methoden

Der Name der evolutionären Methoden leitet sich von dem Evolutionsbegriff in der Biologie ab. Es werden pro Zyklus für eine bestimmte Anzahl von Parametersätzen („Individuen“ \rightarrow „Population“) die Abweichungen berechnet und nach vorgegebenen Regeln die neue Population erstellt. Hier finden die Konzepte der Evolution Anwendung (Selektion, Mutation, Crossing-Over, ...). Der Ergebnisparametersatz wird in der jeweiligen Population durch das Individuum mit der „besten“ Abweichung repräsentiert. Diese Verfahren sind – je nach Regelsatz – als sehr robust einzustufen. Sie liefern oft auch bei extrem großen Parameterzahlen mit einer vertretbaren Anzahl von Zyklen gute Werte.

3 Anwendungsbeispiel: Scherversuch

Im Rahmen dieses Artikels soll bewusst ein einfaches numerisches Modell als Anwendungsbeispiel herangezogen werden: Mit ABAQUS/Explicit wurde der in Fig. 2 schematisch abgebildete zyklische Scherversuch zweier Felsblöcke modelliert („numerisches Experiment“). Mittels der im Abschnitt 2 vorgestellten Methoden sollen ausgewählte Parameter einer Referenzsimulation bestimmt werden. Ausgewählt wurden dazu:

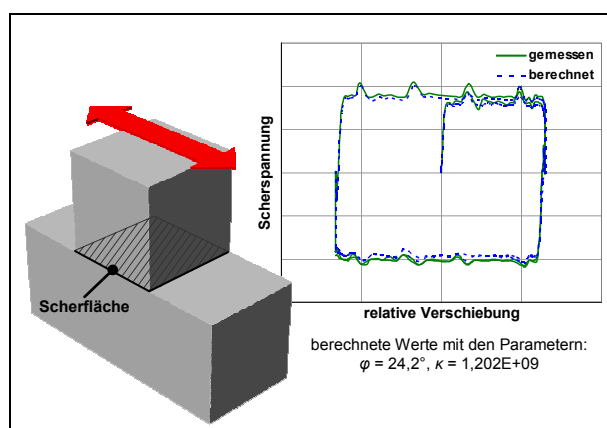


Fig. 2: Schematische Darstellung des modellierten zyklischen Scherversuches mit Verschiebungs-Scherspannungs-Diagramm

Fig. 2: schematic sketch of modelled cyclic shear test

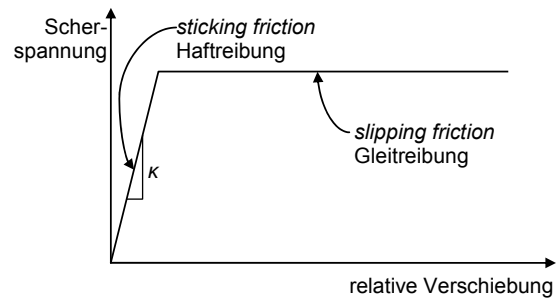


Fig. 3: Elastisches Gleiten im Vergleich zu der Scherspannungs-Scherweg-Beziehung für Haftreibung und Gleitreibung

Fig. 3: Elastic slip versus shear traction relationship for sticking and slipping friction

- der Kontakt-Reibungswinkel φ
- und die Kontakt-Schubsteifigkeit κ (Scherspannung über den realisierten Scherweg bei elastischer Beanspruchung, „tangential softening“, Fig. 3).

In der „Referenzsimulation“ (numerisches Experiment) wurde für den Reibungswinkel φ ein Wert von $25,0^\circ$ und für die Steifigkeit κ ein Wert von $1E+9$ kPa/m angenommen. Die Normalbelastung wurde auf der Oberkante des $1 \times 1 \times 1 \text{ m}^3$ großen Blocks auf $1E+4$ kPa festgesetzt.

Die Definition der Zielfunktion erfolgte unter Anlehnung an die Methode der kleinsten Quadrate nach Gleichung (1). Es wurden für die jeweiligen Parameter Wichtungsfaktoren (r_u und r_τ) vorgesehen, um die stark unterschiedlichen Wertemengen auf einen gemeinsamen Zahlenbereich zu skalieren.

$$(1) \quad D = \sum_i \left((\Delta u(t) \cdot r_u)^2 + (\Delta \tau(t) \cdot r_\tau)^2 \right)$$

mit: D Abweichung

$\Delta u(t)$ Differenz der gemessenen und berechneten relativen Verschiebung der Körper zum Zeitpunkt t

r_u Konstante zur Normierung der Differenz der relativen Verschiebung (hier: $r_u = 1$)

$\Delta \tau(t)$ Differenz der gemessenen und berechneten Scherspannungen zum Zeitpunkt t

r_τ Konstante zur Normierung der Differenz der Scherspannungen (hier: $r_\tau = 3,0E-07$)

Rasterverfahren

Der Einsatz des Rasterverfahrens bietet sich aus zwei Gründen als erster Schritt einer Optimierung an: Zum einen kann aus den Berechnungsergebnissen die Zielfunktion grob visualisiert werden (Fig. 4) und zum anderen kann der Parametersatz mit der geringsten Abweichung als Startvektor für weitere Verfahren abgeleitet werden.

Es sollte beachtet werden, dass bei einer Visualisierung der Zielfunktion aus den Ergebnissen eines Rasterverfahrens lokale Minima oder evtl. Rauigkeiten durch die lineare Interpolation verschluckt bzw. unterdrückt werden können.

Im gewählten Beispiel wurde das Rasterverfahren, wie in Fig. 4 dargestellt, mit einer Auflösung von 9×9 Rasterpunkten ausgeführt. Die Grenzen wurden mit $2,5^\circ$

bis $40,5^\circ$ für den Reibungswinkel φ und $1,0E+2$ bis $1,0E+10$ für die Steifigkeit κ vorgegeben. Der Algorithmus lieferte als Ergebnisvektor die bereits recht akzeptablen Werte von $24,2^\circ$ für den Reibungswinkel φ und $1,202E+09$ für die Steifigkeit κ (Abweichung: 0,42; Fig. 2).

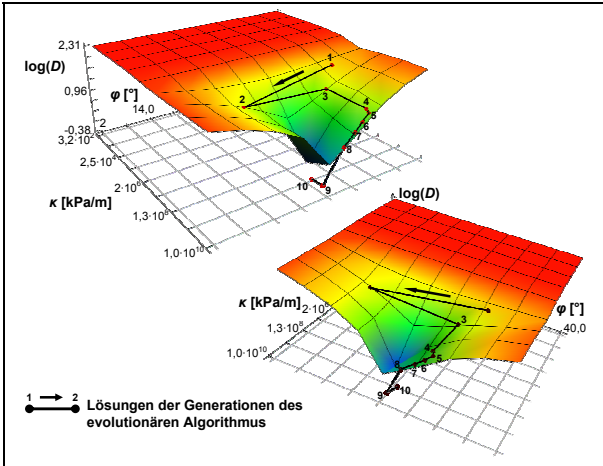


Fig. 4: Visualisierung der Zielfunktion für das ausgewählte Anwendungsbeispiel
 Fig. 4: Visualisation of objective function of chosen example

Evolutionäres Verfahren

Unter Berücksichtigung der mit dem Rasterverfahren erstellten Visualisierung der Zielfunktion des Problems wurde ein nicht-lokalisiertes evolutionäres Verfahren mit einer Populationsgröße von 10 Individuen, einer Mutationswahrscheinlichkeit von 0.2 pro Parameter und Individuum und einem Selektionsdruck von 0,5 (nur die „besten“ 50% der Individuen einer Population werden für die Generierung der nächsten Generation herangezogen). Die Grenzen der Parameter wurden analog den Werten des Rasterverfahrens gewählt. Als Ausgangspopulation wurden 10 Individuen mit zufälligen Parameterwerten erzeugt.

Es soll an dieser Stelle darauf hingewiesen werden, dass aufgrund der in das Verfahren einfließenden Zufallsgrößen zwar die Tendenzen der einzelnen Durchläufe gleichartig sind, jedoch kein Durchlauf reproduzierbar ist.

Tab. 1: Ergebnisse des evolutionären Verfahrens
 Tab. 1: results of chosen evolutionary algorithm

Generation	bestes Individuum		
	φ [°]	κ [kPa/m]	D [-]
1	36,2	4,677E+07	84,38
2	15,2	1,585E+08	38,07
3	32,4	1,585E+08	25,68
4	32,1	8,650E+09	24,82
5	32,4	1,000E+10	19,17
6	31,1	1,000E+10	10,78
7	29,6	1,000E+10	5,84
8	27,3	1,000E+10	2,47
9	24,8	5,152E+09	0,12
10	25,3	1,312E+09	0,09
11

Die in Tab. 1 dargestellten Ergebnisse eines Durchlaufes des evolutionären Verfahrens zeigen bereits in der 9. Generation ein besseres Ergebnis als Endresultat des zuvor ausgeführten Rasterverfahrens. Ebenfalls wird aus Tab. 1 ersichtlich, dass die Verbesserung der globalen Lösung von Generation zu Generation nicht gleichmäßig, sondern in Schüben stattfindet. Die Optimierung kann über die in Tab. 1 dargestellten 10 Generationen beliebig lang weitergeführt werden und wird sich, in Abhängigkeit von dem Algorithmus und seinen Steuergrößen, dem Minimum weiter annähern.

4 Zusammenfassung

Die hier vorgestellte Methode zur inversen Bestimmung von Parametersätzen kann nicht als „Allheilmittel“ für das Parameterproblem der numerischen Programme gesehen werden. Neben der Notwendigkeit der Erstellung der Zielfunktion und der Ein- und Ausgabefunktionen für das jeweilige numerische Verfahren sind weitere Dinge zu beachten:

Rechenzeit

Je nach Modell und Anzahl der Parameter muss die Vorwärtsrechnung bis zu mehrere tausend Mal ausgeführt werden, bis ein zufrieden stellendes Ergebnis erzielt wird. Dies kann in einer sehr langen Rechenzeit einer solchen Analyse führen, kann jedoch – in gewissen Grenzen – durch die Anschaffung von leistungsfähigerer Hardware vermindert werden.

Eindeutigkeit der Lösung

In Abhängigkeit von dem Modell, den Parametern, den Referenzdaten und der Gestaltung der Zielfunktion kann es zu einer Mehrdeutigkeit der Lösung kommen. Wesentlich ist in diesem Zusammenhang die Unterscheidung von „lokalen“ und „globalen“ Minima der Zielfunktion. Vereinfachend wirkt sich aus, wenn die Startwerte der relevanten Optimierung bereits auf Grund von vor geschalteten Verfahren im Bereich der globalen Lösung liegen (hybrider Ansatz). Die Ergebnisse einer inversen Parameteridentifikation sollten demnach immer kritisch auch unter diesem Gesichtspunkt betrachtet werden.

Vorteilhaft wirkt sich die Tatsache aus, dass bei einigen Optimierungsalgorithmen als „Abfallprodukt“ eine Sensitivitätsanalyse in verschiedenen Bereichen der Zielfunktion vorliegt und so weitere Aussagen zu den Modellparametern möglich sind (Stichwort: Auswirkung von „kleinen“ Störungen des Systems; Auswirkung von Unschärfe der Eingangsparameter).

Bei Berücksichtigung der oben genannten Einschränkungen und Besonderheiten der verschiedenen Optimierungsverfahren können die hier vorgestellten Werkzeuge bei der Bestimmung von Parametern von vielfältigen numerischen Modellen jedoch eine wichtige Hilfe sein.

5 Ausblick

Neben der in diesem Beitrag vorgestellten Behandlung eines zyklischen Scherversuches (entspricht dem Detailproblem der Kontaktbeschreibung auf Trennflächen im Fels, siehe Fig. 5) wurden von den Autoren weitere inverse Parameterbestimmungen ausgeführt (u. a. Analyse bodenmechanischer Laborversuche, Zeitsatzberechnungen, Standsicherheitsberechnungen). Im nächsten Schritt soll versucht werden, die hier vorgestellte Methode zur Bestimmung von geomechanischen Parametern (z. B. Kluftabstand und Schichtgrenzen) in komplexen Modellen, wie u. a. großräumigen Massenbewegungen am Beispiel von einigen Hängen in den europäischen Alpen (Fig. 5), einzusetzen. Die Herausforderung bei diesen Objekten liegt in dem Sachverhalt begründet, dass neben den oft nur in Größenordnungen bekannten Materialparametern auch deren Verteilung im Hang nur qualitativ abgeschätzt werden kann. Unter Zuhilfenahme von Daten geodätischer Messkampagnen und dem daraus resultierenden Wissen über die Bewegungsmuster der Hänge soll eine Optimierung versucht werden.

Danksagung

Die hier vorgestellte Arbeit wurde im Rahmen des DFG-Forschungsprojektes „Geomechanische Modellierung tiefgreifender Hangbewegungen“ ausgeführt. Die Autoren möchten sich für die Unterstützung durch die Deutsche Forschungsgemeinschaft (DFG) im Rahmen des Förderprogramms SCHA 675/7-1 bedanken.

Literatur

DAVIDON, W. C. (1965): Variance algorithm for minimization. In: Computer Journal, Volume 10, Issue 4, S. 406 - 410

NELDER, J. A.; MEAD, R. (1965): A simplex method for function minimization. In: Computer Journal. Volume 7, S. 308 - 313

MATOUS, K.; LEPS, M.; ZEMAN, J.; SEJNOHA, M. (2000): Applying genetic algorithms to selected topics commonly encountered in engineering practice. In: Computer Methods Appl. Mech Engrg. 190 (2000), S. 1629 - 1650

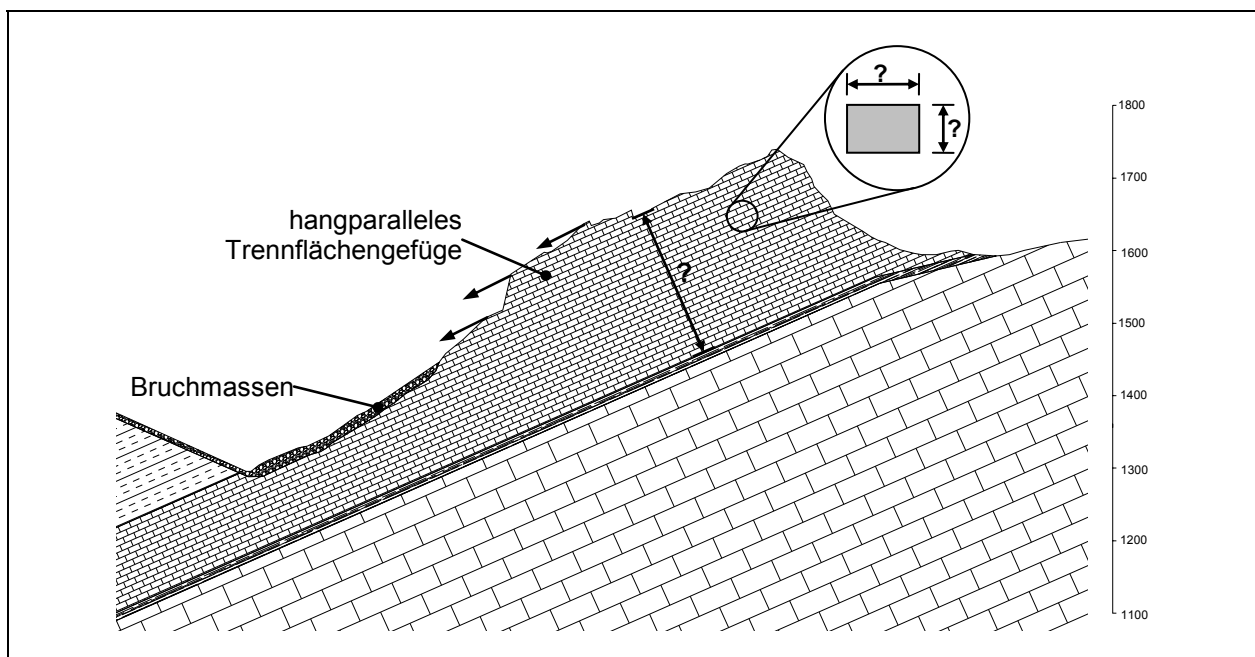


Fig. 5: geologisch-geotechnischer Schnitt eines Hanges mit einer großräumigen Massenbewegung in den Alpen
 Fig. 5: geological-geotechnical section trough a slope with spacious mass movement in the alps