

**KLASSIFIKATION AEROELEKTROMAGNETISCHER
MESSDATEN UNTER VERWENDUNG VON KÜNSTLICHEN
NEURALEN NETZEN**

DISSERTATION
zur
Erlangung des Doktorgrades
an der
Formal- und Naturwissenschaftlichen Fakultät
der
Universität Wien

eingereicht von
Andreas Ahl
Wien, 2000

Worauf wir aber achten sollten ist weniger die Ermittlung von Ähnlichkeiten und Unterschieden als das Herausfinden verborgener Gleichartigkeiten unter den scheinbaren Verschiedenheiten.

Jules Henri Poincaré

	Seite
1. Einleitung	5
2. Aufgabenstellungen	8
2.1. Klassifizierung der Meßwerte an einzelnen Meßpunkten (1D-Klassifizierung)	8
2.2. Klassifizierung der Meßwerte an Profilabschnitten (2D-Klassifizierung)	8
3. Allgemeines zur Aeroelektromagnetik	10
4. Allgemeines zur Vorwärtsrechnung von AEM-Modellen	16
4.1. Modellrechnung für 1-dimensionale Modelle	16
4.2. Modellrechnung für 2-dimensionale Modelle mit dem Computerprogramm EMIGMA	16
5. Künstliche Neurale Netze (KNN)	18
6. Lösungskonzepte zur Modellklassifizierung	28
6.1. Lösungsansatz für die 1D-Klassifizierung	28
6.2. Lösungsansatz für die 2D-Klassifizierung	29
7. Training der Künstlichen Neuralen Netze	32
7.1. Clusteranalyse	32
7.2. Training der KNN zur Berechnung der HHR aus den Meßwerten von je 2 Frequenzen (KNN 1 bis 3)	33
7.3. Training des KNN zur 1D-Klassifizierung (KNN 4)	35
7.4. Training des KNN zur Erkennung elektrisch leitfähiger Gangstrukturen (KNN 5a und 5b)	36
7.4.1. Trainings- und Testdaten	36
7.4.2. Training	38
7.5. Realisierung der 1D und 2D Klassifizierung in einem Computerprogramm	40
8. Testen der KNN mit synthetischen Daten	42
8.1 Tests an den KNN 1 bis 3	42
8.2. Tests am KNN zur 1D Klassifizierung der Meßwerte (KNN 4)	46
8.3 Tests an den Netzen zur Erkennung elektrisch leitfähiger Gangstrukturen (KNN 5a und 5b)	51
8.3.1 Tests an Profilen mit 1000m Länge	51
8.3.2 Tests an Profilen mit 2000m Länge	52

9. Fallstudie Geras	57
9.1. Lage des Meßgebietes und Allgemeines zum Meßprogramm	57
9.2. Konzept der Inversion	59
9.3. Quasi 3D-Modell der Verteilung des spezifischen elektrischen Widerstandes (Q3DM) im Meßgebiet Geras	61
9.4. Weiterführende Interpretation bzw. Verifizierung des quasi 3D-Modelles	64
9.4.1. Vergleich des quasi 3D-Widerstandsmodelles mit dem geologisch kartierten Grundgebirge	64
9.4.2. Vergleich des quasi 3D-Widerstandsmodelles mit Bohrprofilen	67
9.4.3. Vergleich des quasi 3D-Widerstandsmodelles mit den Ergebnissen zweier bodengeophysikalischer Profile	86
9.5 Kurzzusammenfassung	89
10. Zusammenfassung	90
11. Danksagung	93
12. Literatur	94
Anhang A. Darstellung der spezifischen Widerstände des quasi 3D-Widerstandsmodelles in unterschiedlichen Tiefen	97
Anhang B. Verwendete Abkürzungen	105
curriculum vitae	106

1. Einleitung

Bei elektrischen und elektromagnetischen Messungen in der Geophysik kommen zunehmend automatische Verfahren zum Einsatz (z.B. automatische Multielektrodenmessungen in der Geoelektrik oder Mehrfrequenzmessungen in der Elektromagnetik). Durch diese Automatisierung können derartige Meßprogramme heute vergleichsweise rasch und kostengünstig durchgeführt werden. Aufgrund dieses rascheren Meßfortschrittes ist es heute möglich diese Verfahren auch verstärkt für großräumigere Untersuchungen des Untergrundes einzusetzen.

Speziell die Aerogeophysik bietet auf Grund der sich rasch weiterentwickelnden Meßtechnik die Möglichkeit einer effizienten geophysikalischen Kartierung großer Gebiete. Die Verwendung von Fluggeräten (in unserem Fall ein Helikopter) als Meßplattform ermöglicht einen raschen Meßfortschritt, der weitgehend unabhängig von der Oberflächenbeschaffenheit des Meßgebietes (Dickicht, Gewässer usw.) ist. Bei aerogeophysikalischen Meßkampagnen der Geologischen Bundesanstalt (GBA) werden eine Reihe physikalischer Messungen vorgenommen. Die derzeit wichtigsten sind :

- Aeroelektromagnetik (AEM) - Slingram-Meßanordnung - mit 4 Frequenzen
- Gammastrahlenspektrometrie
- Magnetik

Die geowissenschaftlichen Anwendungen aerogeophysikalischer Messungen liegen vorwiegend in folgenden Bereichen :

- Untersuchung von Grundwasservorkommen
- Geotechnik (z.B. Hanginstabilitäten, Massenbewegungen)
- Rohstoffsicherung (Massenrohstoffe wie Tone und Kiese sowie Erzvorkommen)
- Unterstützung von Geländekartierung (Geologie)

Aufgrund der umfangreichen Interpretationsmöglichkeiten und der daraus resultierenden Bedeutung des Verfahrens für die oben angeführten Anwendungsbereiche wird sich die vorliegende Arbeit ausschließlich mit der quantitativen Interpretation aeroelektromagnetischer Daten beschäftigen.

In der Regel ist es Ziel einer geophysikalischen Untersuchung, aufgrund der Meßwerte Rückschlüsse auf die physikalischen Eigenschaften des Untergrundes zu ziehen. Diese physikalischen Modelle können im Anschluß auch geologisch interpretiert werden. Bei der Bearbeitung geophysikalischer Meßdaten geht es also im wesentlichen darum, die gemessenen Informationen so aufzubereiten, daß eine möglichst realistische Interpretation ermöglicht wird.

Ein ersten Schritt zur Interpretation der Meßdaten (nach dem „preprocessing“ - siehe Kapitel 3) ist die flächenhafte Darstellung der Meßwerte. Mit Kenntnis der physikalischen Vorgänge, die zu diesen Meßwerten geführt haben könnten, erlauben diese Darstellungen bereits eine erste Einschätzung der physikalischen Verhältnisse. Ein wesentlich klareres Bild ergibt sich jedoch, wenn man die Meßwerte einer Modellrechnung unterzieht. Dabei werden die Meßwerte unter Annahme von bestimmten Untergrundmodellen interpretiert und so den Meßwerten physikalische Parameter (spezifischer elektrischer Widerstand - SEW, Schichtmächtigkeiten) zugeordnet. Ein Problem bei diesem Vorgang ist, daß man in der Regel nicht weiß welches der zur Verfügung stehenden Untergrundmodelle am besten geeignet ist die Meßwerte zu beschreiben. Zur Lösung dieses Problems gibt es grundsätzlich zwei verschiedene Ansätze :

- Die Meßwerte an alle Meßpunkten werden zunächst unter Verwendung aller zur Verfügung stehenden Modellannahmen interpretiert. Die Auswahl, welche Modellrechnergebnisse dann letztlich für welchen Meßpunkt oder welchen Meßprofilabschnitt gewählt werden, erfolgt im Nachhinein aufgrund der berechneten Modellparameter.
- In einem ersten Schritt wird anhand der Meßwerte, punktweise oder unter Betrachtung ganzer Profilabschnitte, für jeden Meßpunkt bzw. jeden Profilabschnitt zuerst entschieden, welche der zur Verfügung stehenden Modellannahmen zur Inversion herangezogen werden sollten. Danach werden für jeden Meßpunkt bzw. jeden Profilabschnitt die entsprechenden Modellparameter berechnet.

Da für die Ermittlung von vernünftigen Modellen des Untergrundes immer Entscheidungen über die Modellannahme an jedem Meßpunkt bzw. für jedes Profilsegment getroffen werden müssen, erscheint es mir als sinnvoll diese Entscheidungen **vor** der Berechnung der entsprechenden Modellparameter zu fällen. Diese Entscheidungen sollen jedoch nicht manuell sondern durch geeignete Verfahren automatisch durchgeführt werden. Die vorliegende Arbeit wird sich deshalb mit der

automatischen Klassifizierung von AEM-Meßwerten

beschäftigen. Der Begriff der Klassifizierung wird dabei in zweierlei Hinsicht verwendet. Zum Einen wird die Entscheidung getroffen, unter Verwendung von welchem 1-dimensionalen (1D) Untergrundmodell die Meßwerte an den einzelnen Meßpunkten interpretiert werden sollen. Es wird also aus einer endlichen Anzahl von möglichen Untergrundmodellen das geeignetste herausgesucht. Zum Anderen wird angegeben ob die Meßwerte an einem Profilabschnitt von vorgegebener Länge der Anomalie einer bestimmten 2 dimensional (2D) Untergrundstruktur entsprechen. Es wird also aus einer Vielzahl von Modellen eine Gruppe von Untergrundmodellen herausgenommen und automatisch überprüft ob die typische Anomalie dieser Struktur vorliegt oder nicht.

Ein anderes Problem für die Interpretation ist die große Menge an Meßdaten welche während einer aerogeophysikalischen Meßkampagne anfällt (ca. 10^5 Meßpunkte). Diese großen Datenmengen sind jedoch nicht nur eine Herausforderung der Aerogeophysik. Bei jeder großflächigen Meßwertaufnahme mit hoher räumlicher Auflösung fallen naturgemäß große Datenmengen an. Besonders dann, wenn neben Informationen über die lateralen Eigenschaften des Untergrundes auch die Änderung dieser Eigenschaften mit der Tiefe gewonnen werden sollen (Mehrfrequenzmessungen oder Gleichstrommethoden mit unterschiedlicher Meßgeometrie). Die hier entwickelten Verfahren sind daher auch für entsprechende bodengeophysikalische Meßverfahren sinnvoll (Bodenelektromagnetik mit mehreren Frequenzen). Besonders wenn es darum geht, eine Interpretation der Meßwerte noch vor Ort durchzuführen.

Um die Klassifizierung und die nachfolgende Modellrechnung in möglichst kurzer Zeit gewährleisten zu können, kam hier die Technologie der

Künstlichen Neuralen Netze (KNN)

zur Anwendung. Diese Technologie, welche gerade in den letzten Jahrzehnten eine rasante Entwicklung genommen hat, erwies sich vom Standpunkt der praktischen Anwendbarkeit als die am besten geeignete Methode. Allgemein wird in der Arbeit von POULTON [1.1] gezeigt,

daß KNN eine schnelle und genaue Methode darstellen um elektromagnetische Daten zu interpretieren.

2. Aufgabenstellungen

2.1. Klassifizierung der Meßwerte an einzelnen Meßpunkten (1D-Klassifizierung)

Wegen der großen Datenmenge, die bei einer aerogeophysikalischen Vermessung anfallen (ca. 10^5 Messungen pro Meßgebiet), werden von den Betreibern derartiger Meßsysteme zumeist nur einfache mathematisch-physikalische Modelle, wie z.B. der homogene Halbraum (HHR) [2.1] (siehe Abb.2.1), die Schwerpunkstiefe [2.2] etc. verwendet. Dies geschieht hauptsächlich um die Rechenzeiten zu begrenzen.

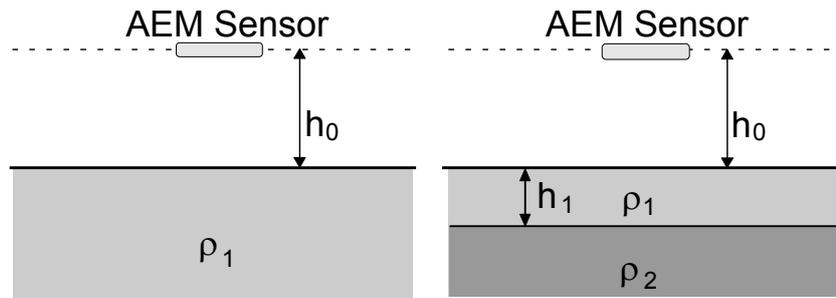


Abbildung 2.1 : Schematische Darstellung eines homogenen Halbraumes (HHR - linkes Bild) und eines 2-Schichtmodelles (2SM - rechtes Bild) (ρ_1 ... SEW des HHR bzw. der 1.Schicht des 2SM ; ρ_2 ... SEW der 2.Schicht des 2SM ; h_0 ... Sensorhöhe über GOK ; h_1 ... Mächtigkeit der 1.Schicht des 2SM).

Neben diesen einfachen Modellannahmen werden auch homogene, geschichtete Halbräume zur Interpretation der Meßdaten herangezogen. Zur Berechnung der entsprechenden Modellparameter werden in der Regel iterative Verfahren verwendet. Bei diesen Verfahren werden für ein vorgegebenes Modell die dazugehörigen theoretisch zu erwartenden Meßwerte berechnet. Diese Meßwerte werden dann mit den tatsächlich gemessenen Meßwerten verglichen. Entsprechend den Abweichungen zwischen den erwarteten und den tatsächlichen Meßwerten werden die Parameter dieses Modelles so lange verändert, bis das Modell die tatsächlichen Meßwerte ausreichend gut erklärt. Wegen der großen Datenmengen in der Aerogeophysik ist diese Vorgangsweise sehr rechenintensiv [2.3], [2.4].

Wie die Praxis zeigt, treffen einfachen Modelle, wie das Modell des HHR, nur unter speziellen geologischen Bedingungen zu. Besonders bei der immer mehr an Bedeutung gewinnenden Untersuchung von Grundwasservorkommen ist es aber notwendig, zumindest ein 2-Schichtmodell (2SM) (siehe Abb.2.1) bei der Auswertung zu verwenden (z.B. Unterscheidung zwischen dem Aquifer - z.B. Schotter - und dem Grundwasserstauer).

Bei wechselnden Untergrundverhältnissen innerhalb eines Meßgebietes kann man jedoch nicht davon ausgehen, daß ein 2SM den Untergrundaufbau immer besser widerspiegelt als ein HHR. Daher war es das erste Ziel dieser Arbeit ein KNN zu entwickeln, welches vor der Berechnung der Parameter eines 2SM abklärt, ob die an jedem einzelnen Meßpunkt vorliegenden Daten besser als HHR oder als 2SM interpretiert werden sollten.

2.2. Klassifizierung der Meßwerte an Profilschnitten (2D-Klassifizierung)

Nach der punktwisen Interpretation als geschichtete Halbräume ist das nächste logische Ziel in der Auswertung von AEM-Daten die Interpretation von ganzen Profilssegmenten unter Verwendung von 2-dimensionalen (2D) Strukturen. Als ein erster Schritt in diese Richtung sollte hier eine Klassifizierung bzw. Erkennung bestimmter 2D-Strukturen anhand der AEM-Profile durchgeführt werden. Hierbei wird ermittelt, ob sich in der Mitte des beobachteten Profilssegmentes die gesuchte 2D-Struktur befindet oder nicht. Eine derartige Erkennung von 2D-Strukturen hat zwei entscheidende Vorteile :

- Wird diese Erkennung mit KNN durchgeführt, so erlaubt sie ein schnelles Auffinden der im Untersuchungsgebiet vorhandenen 2D-Strukturen (im vorliegenden Fall der elektrisch leitfähigen vertikalen Gänge).
- Außerdem können so Bereiche innerhalb des Meßgebietes abgegrenzt werden, in denen eine punktweise Auswertung mit homogenen, geschichteten Halbräumen sicher keine geeignete Beschreibung des Untergrundes liefert.

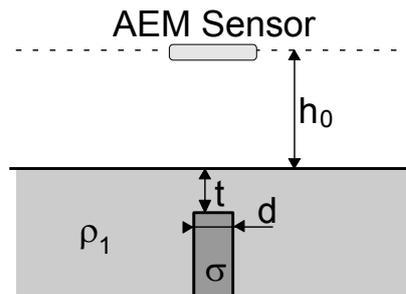


Abbildung 2.2 : Schematische Darstellung eines vertikalen Ganges (ρ_1 ... SEW der Umgebung ; σ ... elektrische Leitfähigkeit des Ganges ; d ... Dicke des vertikalen Ganges ; t ... Tiefe der Oberkante des vertikalen Ganges ; h_0 ... Sensorhöhe über GOK).

Wegen seiner Relevanz für die Bergbauexploration habe ich mich bei der zu erkennenden Struktur für einen vertikalen Gang mit erhöhter elektrischer Leitfähigkeit in einer schlechter leitenden Umgebung (siehe Abb.2.2) entschieden.

3. Allgemeines zur Aeroelektromagnetik

Bereits in den späten 40er Jahren des 20. Jahrhunderts wurden in Kanada, Finnland und Schweden luftgestützte elektromagnetische Methoden entwickelt. Die ersten systematischen Messungen wurden jedoch erst ab 1950 durchgeführt.

Die Geologische Bundesanstalt (GBA) führt seit 1982 gemeinsam mit dem Institut für Meteorologie und Geophysik der Universität Wien (IMG) in Österreich umfangreiche hubschraubergestützte aerogeophysikalische Messungen durch.

In Abbildung 3.1 ist das in Österreich gegenwärtig in Verwendung stehende elektromagnetische Meßsystem schematisch dargestellt. In der vom Hubschrauber in einer Höhe h_0 über der Geländeoberkante (GOK) transportierten Meßsonde befinden sich zwei horizontal koplanare und zwei vertikal koaxiale Spulenpaare in maximaler Kopplung (vgl. Tab.3.1). An jedes Spulenpaar, bestehend aus Sender- und Empfängerspule im Abstand r , wird eine Spannung mit einer eigenen Frequenz angelegt (f_1, f_2, f_3, f_4).

Mit diesen Frequenzen wird ein elektromagnetisches Wechselfeld (Primärfeld) erzeugt, das in der Empfängerspule eine Spannung induziert. Befindet sich das ganze System im freien Luftraum - in der Praxis entspricht das einer Sensorhöhe von ca. 500 m - so ist das Primärfeld die einzige Ursache für die in der Empfängerspule induzierte Spannung (U_P). Wird die Meßsonde aber näher zur Erdoberfläche gebracht, dann wird im Erduntergrund durch das Primärfeld ein Sekundärfeld angeregt, welches in der Empfängerspule eine zusätzliche Spannung U_S induziert (siehe „Leiterkreistheorie“ [3.1]).

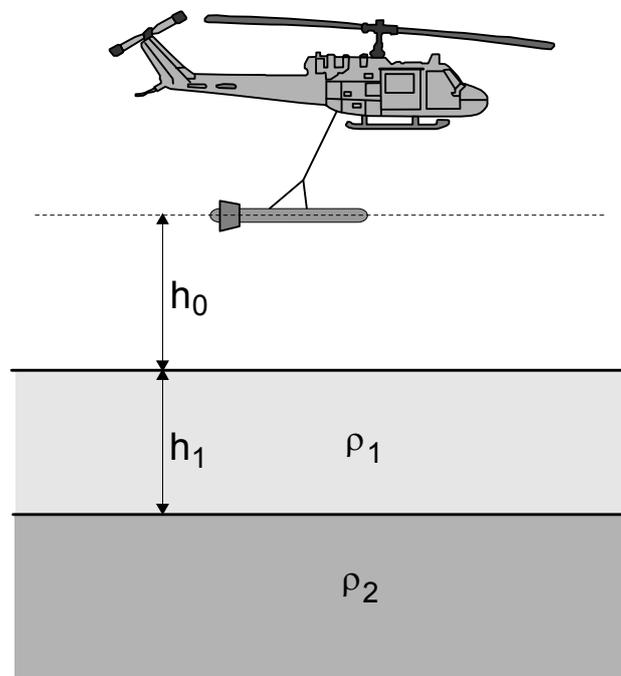


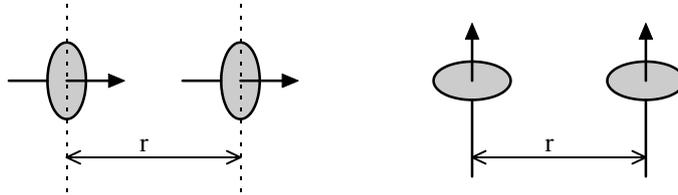
Abbildung 3.1 : Aeroelektromagnetisches Meßsystem über einem 2-Schichtmodell (2SM)

Um nur den Störeffekt U_S des Erdhalbraumes zu beschreiben, wird im Meßsystem der direkte Einfluß des Primärfeldes mit Hilfe einer Kompensationsspule („bucking coil“) abgeglichen.

Tabelle 3.1 Eigenschaften des AEM Meßsystems

	Frequenz f	Spulenabstand r	Spulenordnung
f ₁	434 Hz	4.53 m	horizontal koplanar
f ₂	3212 Hz	4.53 m	vertikal koaxial
f ₃	7002 Hz	4.49 m	horizontal koplanar
f ₄	34133 Hz	4.66 m	vertikal koaxial

vertikal koaxiale und horizontal koplanare Spulenordnung



Arbeitsweise der elektromagnetischen Methode - Leiterkreistheorie [3.2]

Ein elektrisch leitender Störkörper, bzw. ein elektrisch leitender Untergrund an sich, kann als geschlossener Leiterkreis mit dem ohmschen Widerstand R_2 und der Induktivität L_2 betrachtet werden. Zwischen der Sendespule (Primärfeld - Leiterkreis 1 mit dem ohmschen Widerstand R_1 und der Induktivität L_1) und dem Störkörper (Leiterkreis 2) beträgt die Gegeninduktivität L_{12} , zwischen Sendespule und Empfangsspule (Sekundärfeld - Leiterkreis 3 mit dem ohmschen Widerstand R_3 und der Induktivität L_3) L_{13} und entsprechend zwischen Störkörper und Empfangsspule L_{23} .

In der Sendespule wird nun durch einen harmonischen Wechselstrom

$$I_1 = I_0 e^{i\omega t}$$

ein elektromagnetisches Wechselfeld erzeugt, welches im Störkörper den Induktionsfluß $\Phi_{12} = L_{12} I_1$, und in der Empfangsspule den Induktionsfluß $\Phi_{13} = L_{13} I_1$ hervorruft.

Durch den Induktionsfluß Φ_{12} wird nach dem Induktionsgesetz im Störkörper eine Spannung U_{12} induziert, welche ihrerseits einen Strom I_2 hervorruft.

$$I_2 = \frac{U_{12}}{R_2 + i\omega L_2} = \frac{-d\Phi_{12}/dt}{R_2 + i\omega L_2} = \frac{-i\omega L_{12}}{R_2 + i\omega L_2} I_1$$

Sowohl I_1 als auch I_2 verursachen elektrische Wechselfelder welche in der Empfangsspule jeweils einen Induktionsfluß (Φ_{13} und Φ_{23}) verursachen. Daraus folgt, daß in der Empfangsspule zwei Spannungen induziert werden. Einerseits die Spannung U_{13} (U_P), die durch die direkte Kopplung zwischen Sende- und Empfangsspule hervorgerufen wird

$$U_{13} = \frac{d\Phi_{13}}{dt} = -i\omega L_{13} I_1 \quad (3.1)$$

Andererseits aber auch eine Spannung U_{23} (U_S), die mittels dem Induktionsfluß Φ_{23} durch den Störkörper verursacht wird.

$$U_{23} = -\frac{d\Phi_{23}}{dt} = \frac{-\omega^2 L_{23} L_{12}}{R_2 + i\omega L_2} I_1 \quad (3.2)$$

Das Verhältnis von U_{23} zu U_{13} kann somit als Maß für die Wirkung des Störkörpers verwendet werden. Mit der Einführung der Kopplungsfaktoren

$$K_{12} = \frac{L_{12}}{\sqrt{L_1 L_2}} \quad K_{23} = \frac{L_{23}}{\sqrt{L_2 L_3}} \quad K_{13} = \frac{L_{13}}{\sqrt{L_1 L_3}}$$

und des dimensionslosen Responseparameters

$$Q = \frac{\omega L_2}{R_2} \tag{3.3}$$

der den Störkörper charakterisiert, kann dieses Verhältnis ausgedrückt werden als

$$\frac{U_{23}}{U_{13}} = - \frac{K_{12} K_{23}}{K_{13}} \frac{Q^2 + iQ}{1 + Q^2}$$

Die von Q (siehe Glg. 3.3) abhängige komplexe Funktion

$$f(Q) = \frac{Q^2 + iQ}{1 + Q^2}$$

wird als Responsefunktion bezeichnet. Für den Real- (Re), bzw. den Imaginärteil, (Im) dieser Responsefunktion gilt:

$$\text{Re} = \frac{Q^2}{1 + Q^2} \quad \text{Im} = \frac{Q}{1 + Q^2} \tag{3.4}$$

Für niedrige Frequenzen, bzw. hohe ohmsche Widerstände, ($Q < 1$) (siehe Gleichung (3.3)) überwiegt der Imaginärteil, bei hohen Frequenzen, bzw. niedrigen ohmschen Widerständen, ($Q > 1$) überwiegt der Realteil (siehe Abb.3.4).

Vor allem bei Messungen mit mehreren Frequenzen liefert das Verhältnis von Real- und Imaginärteil der Responsefunktion wertvolle Hinweise auf die Leitfähigkeit des Störkörpers.

Für die Phasenverschiebung φ zwischen Re und Im gilt:

$$\tan \varphi = \frac{\text{Im}}{\text{Re}}$$

Entsprechend gilt für den Betrag der Gesamtamplitude:

$$A^2 = \text{Re}^2 + \text{Im}^2$$

Die gegenseitige Kopplung von zwei Spulen an der Erdoberfläche kann auch durch die gegenseitige Impedanz Z ausgedrückt werden. Diese gegenseitige Impedanz ist definiert als das Verhältnis der Empfängerspannung ($U_{13} + U_{23}$; siehe Gln.(3.1) und (3.2)) zum Sendestrom I_1 . Sie wird durch die Widerstandsverteilung des Erdhalbraumes beeinflusst.

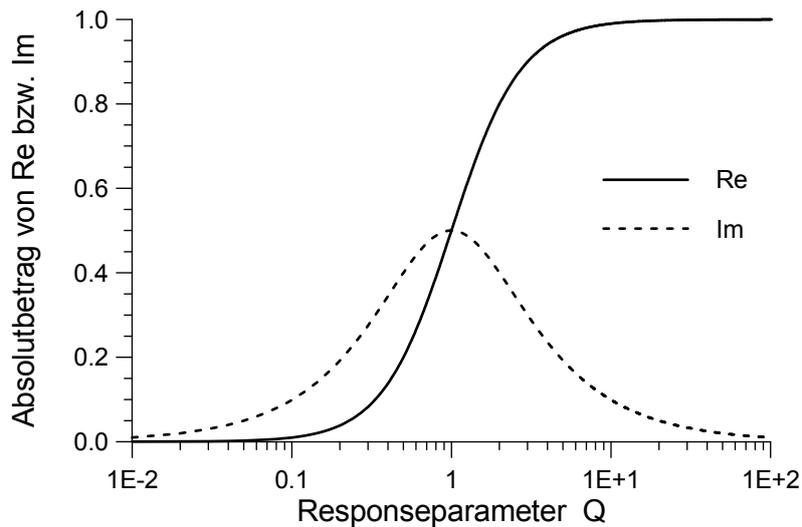


Abbildung.3.2 Responsefunktion für einen leitenden Körper in einem elektromagnetischen Feld; berechnet nach der Leiterkristheorie (Gleichungen (3.4)). Die Absolutwerte für Re und Im sind in dieser Darstellung auf das Induktionslimit normiert.

Die gegenseitige Impedanz zweier Spulen im leeren Raum im Abstand r wird mit Z_0 bezeichnet ($Z_0=U_{13}/I_1$). In der Geophysik ist es üblich das Verhältnis Z/Z_0 , d.h. die normierte Impedanz zu verwenden.

$$\frac{Z}{Z_0} = \frac{U_{13} + U_{23}}{U_{13}} = 1 + \frac{U_s}{U_p}$$

Die Meßgröße ist dimensionslos und wird in parts per million (ppm) bzw. in % angegeben.

Aufgrund einer Phasenverschiebung zwischen Primär- und Sekundärfeld hat es sich als günstig erwiesen jene Komponente des gemessenen Sekundärfeldes die 180° gegen das Primärfeld phasenverschoben ist als Real- oder Inphase-Komponente, und jene Komponente des Sekundärfeldes die 90° gegen das Primärfeld phasenverschoben ist als Imaginär-, Outphase(Out-Off-Phase)- oder Quadratur-Komponente zu bezeichnen.

Da das gemessene komplexe Spannungsverhältnis U_s/U_p (KSV) dimensionslos ist, werden die beide Komponenten in ppm (parts per million) angegeben.

Bei der **Auswertung von elektromagnetischen Messungen** kann man prinzipiell zwischen zwei Fällen unterscheiden :

Zum Einen liegt ein konkreter **Störkörper** vor (z.B. Erze in Form von Gängen oder Linsen, Graphitvorkommen, mylonitisierte Brüche und Störzonen, usw.). Bei sehr idealisierter Betrachtung können solche Störkörper als geneigte oder vertikale Platten, als Zylinder oder als Kugel aufgefaßt werden (für analytische Lösungen befinden sich diese Störkörper in einer elektrisch nicht leitfähigen Umgebung). Sollen Störkörper durch mehr realistische Modelle beschrieben werden (z.B. Gang mit reeller Ausdehnung in einer elektrisch leitfähigen Umgebung), so sind für die Berechnung der zu erwartenden KSV aufwendige Modellrechnungsverfahren (siehe Kap. 4.2) notwendig.

Zur Auswertung der AEM-Profildaten müssen die gemessenen KSV mit den theoretisch berechneten KSV des gesuchten Störkörpertypes verglichen werden - ein mit konventionellen Methoden sehr aufwendiges Verfahren.

Zum Anderen arbeitet man mit einem ebenen, geschichteten **Halbraum** (1-dimensionale Modellrechnung). Im einfachsten Fall wird aus den Meßdaten jeder einzelnen Frequenz (quasi)analytisch das Modell eines HHR berechnet. Zur (quasi)analytischen Berechnung eines derartigen HHR gibt es zwei verschiedene Möglichkeiten:

- Die Amplitude des Sekundärfeldes und die Höhe der Sonde über dem Boden, wird ohne Berücksichtigung der Phasenlage zwischen Realteil und Imaginärteil, zur Auswertung benutzt (die gemessene Sondenhöhe ist aber mitunter eine sehr unzuverlässige Meßgröße). Man erhält auf diese Weise für jede verwendete Meßfrequenz einen scheinbaren SEW des Untergrundes.
- Die Amplitude und die Phasenlage zwischen Realteil und Imaginärteil wird zur Berechnung eines scheinbaren SEW und einer berechneten Höhe der Sonde über dem elektrisch leitfähigen Halbraum herangezogen. Aus der Diskrepanz zwischen der berechneten und der gemessenen Sondenhöhe kann die Mächtigkeit einer (fiktiven) 1.Schicht mit unendlichem SEW abgeleitet werden. Man erhält auf diese Weise ein Pseudohalbraummodell (buried halfspace).

Preprocessing der Meßdaten

Die gemessenen KSV können aber nicht unmittelbar für eine Modellrechnung herangezogen werden. Zuvor werden sie dem sogenannten „preprocessing“ unterzogen. Bei der folgenden Beschreibung des „preprocessing“ stütze ich mich hauptsächlich auf persönliche Mitteilungen von DI Gernot Oberlercher.

Das wesentliche Konzept des „preprocessing“ am IMG bzw. der GBA ist die Bearbeitung der einzelnen Profile in mehreren Schritten. Jedes einzelne Profil wird dabei grundsätzlich als eigenständige Einheit gesehen. Lediglich Kontrollen sowie der Ausgleich von Meßamplituden berücksichtigt alle Profile in ihrer Gesamtheit.

Im Laufe der Konvertierung der Daten vom Binärformat in ein adäquates ACSII-Format erfolgt eine erste Kontrolle der Daten auf Fehler (fehlende Records, fehlende Werte oder Zahlenüberläufe, fehlende Start- und Endmarken der Profile, Übereinstimmung der System- und GPS-Uhrzeit). Im Zuge dieser Konvertierung erfolgt auch die Berechnung von Bundesmeldenetz Koordinaten aus den GPS-Koordinaten.

Nach der Konvertierung werden den Datensätzen noch einige weitere, für das nachfolgende Bearbeiten der Meßdaten notwendige, Parameter, wie z.B. Steuerzeichen für Start- und Endmarkierungen sowie für die Q-Coils (Kalibriersignale zur Überwachung der Driften in der Meßelektronik) oder der Seehöhe der Geländeoberkante aus dem mittleren Höhenmodell oder aus dem digitalen Geländemodell, hinzugefügt.

Unter Umständen sind die Meßwerte durch hochfrequente Signale gestört. Mittels Tiefpaß-Filter werden diese hochfrequenten Anteile aus den Meßreihen entfernt. Zusätzlich werden bei der Filterung auch Ausreißer in den Meßwerten (realisiert durch einen Differenzen Filter) und Sferics - natürliche elektrische Entladungsvorgänge in der Atmosphäre - (realisiert durch einen Korrelationsfilter mit Standardsferics) entfernt.

Lineare Driften und ein Offset der Amplituden werden mit Hilfe eines Bezugsniveaus (base levels) von den Meßwerten entfernt. Die „base levels“ sind jene Bereiche am Anfang und Ende eines Profils, bei denen die Flughöhe so hoch ist (in der Regel 1000 ft), daß kein Einfluß vom Boden mehr zu erwarten ist. Die Korrektur der Driften und des Offsets erfolgt also so, daß im Bereich der „base levels“ die Meßamplitude Null ergibt.

Die driftkorrigierten Meßwerte werden schließlich einer ersten Modellrechnung (HHR - für jede Frequenz einzeln) unterzogen. Dies dient der grundsätzlichen Kontrolle der Qualität der Meßdatenerfassung. Üblicherweise finden sich mehrere Profile, mit von ihren Nachbarn abweichenden Amplituden. Diese werden an ihre Umgebung angepaßt. Das dafür verwendete Verfahren ermöglicht additive und multiplikative Amplitudenmanipulation mit direkter Kontrolle der Korrektur am Bildschirm. Grundsätzlich sollte diese Editierarbeit von geübten und mit dem Meßverfahren vertrauten Geophysikern durchgeführt werden. Im Großteil der Fälle reichen lineare Korrekturen des gesamten Profils für den Ausgleich aus. Das bedeutet, daß die meisten Fehler im Bereich der Base Levels (z.B. unvollständiger Nullabgleich der Meßsignale in diesem Bereich) auftreten.

Als Anhaltspunkt für fehlerhafte Amplituden dienen dabei auch die Meßwertdifferenzen an den Kreuzungspunkten von Längs und Querprofilen. Hier sind jedoch die unterschiedlichen Flughöhen zu berücksichtigen.

Nach der manuellen Korrektur der Meßwerte erfolgt eine neuerliche Modellrechnung (HHR - für jede Frequenz einzeln) und Darstellung der Ergebnisse. Üblicherweise bleibt eine geringe Streifigkeit der Darstellung zurück. Eine manuelle Korrektur dieser Streifigkeit, die durch minimale Differenzen von wenigen ppm-Werten benachbarter Profile entsteht, ist außerordentlich zeitaufwendig.

Deshalb wird eine automatische Korrektur der gemessenen KSV durchgeführt, bei der jedes Profil an seine Nachbarprofile angeglichen wird. Diese automatische Korrektur hat sich als sehr leistungsstark erwiesen. Da nur lineare Korrekturen durchgeführt werden, tritt kein Verlust von kurzwelligen Anomalienmustern auf. Wesentlich sind allerdings bereits gut voreditierte Ausgangsprofile, da Amplitudenfehler in Profilstücken durch das verwendete Verfahren unter Umständen auf mehrere Nachbarprofile verschmiert werden können.

Die ausgeglichenen Profile werden schließlich erneut einer Modellrechnung (HHR - für jede Frequenz einzeln) unterzogen. Zeigen die HHR im ganzen Meßgebiet aus der Geologie nicht erklärable Meßwerte muß ein systematischer Fehler im Phasenabgleich der Frequenzen in Betracht gezogen werden. Dieser Fehler im Phasenabgleich kann durch die Leitfähigkeitsverhältnisse des Untergrunds am Kalibrierort (Hubschrauberstartplatz) zustande kommen, wo ja üblicherweise bereits eine mehr oder weniger starke Phasenverschiebung der Felder erzeugt wird.

Für einen automatischen Phasenausgleich wird die Annahme getroffen, daß die HHR benachbarter Frequenzen möglichst ähnliche Widerstands- und Tiefenverteilung haben sollen. Im Zuge der Phasenkorrektur werden dazu zuerst aus den plausibelsten, vom Anwender zu wählenden, Frequenzen HHR berechnet. Daraus werden mit einem direkten Verfahren die synthetische KSV der einzelnen Frequenzen berechnet und mit den tatsächlichen Meßwerten verglichen. Aus dem Vergleich ergeben sich meßgebietspezifische multiplikative Korrekturfaktoren für die In- und Out-Phasen der jeweiligen Frequenzen.

Die Anwendung eines Phasenausgleiches setzt einiges Wissen über die geologischen Verhältnisse im Meßgebiet, sowie Plausibilitätsüberlegungen über Eindringtiefen der einzelnen Meßfelder voraus und sollte daher sorgfältig vorbereitet werden.

4. Allgemeines zur Vorwärtsrechnung von AEM-Modellen

Für das Training von künstlichen Neuralen Netzen (KNN) werden immer Trainingsdaten benötigt (vgl. Kap.5). Diese Trainingsdaten bilden die Grundlage nach der das KNN mittels des Lernalgorithmus den Zusammenhang zwischen den Eingangs- und den Ausgangsdaten „lernt“. Im Falle der Geophysik können solche Trainingsdaten aus real gemessenen und/oder synthetisch berechneten Daten bestehen.

Die hier verwendeten KNN wurden ausschließlich mit synthetisch berechneten Trainingsdaten trainiert. Die verwendeten Methoden zur Berechnung dieser Trainingsdaten soll im Folgenden kurz umrissen werden.

4.1. Modellrechnung für 1-dimensionale Modelle

Ein Spezialfall, bei dem es möglich ist die Abhängigkeit der Meßgrößen von den Modellparametern (Vorwärtsrechnung) analytisch zu beschreiben, ist der Fall des horizontal geschichteten Halbraumes mit N Schichten. In Abbildung 3.1 ist der Erduntergrund als 2-Schichtfall dargestellt. Das gleiche Verfahren ist jedoch auch auf beliebig viele Schichten anwendbar.

Die Geometrie des 2SM ist charakterisiert durch 3 Gebiete unterschiedlicher physikalischer Eigenschaften die durch horizontale Grenzflächen voneinander getrennt sind : Der Luftraum zwischen der Sonde und der Erdoberfläche mit einer Mächtigkeit von h_0 Metern und einem SEW $\rho_0 \approx \infty$, eine Erdschicht mit einer Mächtigkeit von h_1 Metern und einem SEW ρ_1 , und darunter ein unendlich ausgedehnter homogener Halbraum mit dem SEW ρ_2 .

Aus der Theorie der elektromagnetischen Felder [4.1] ergeben sich analytische Lösungen für das KSV bei koplanaer bzw. koaxialer Spulenordnung in Abhängigkeit der folgenden Parameter : f (Frequenz des Meßfeldes), ω (Kreisfrequenz $\omega=2\pi \cdot f$), r (Spulenabstand), h_0 (Sondenhöhe), h_1 (Mächtigkeit der 1.Schicht), ρ_1 (SEW der 1.Schicht), ρ_2 (SEW der 2.Schicht), μ_0 (Permeabilität des Vakuums) und ϵ_0 (Dielektrizitätskonstante im Vakuum)

Die Berechnung des KSV für beliebig viele Schichten ist in einem Modellrechnungsprogramm implementiert, welches die für die Berechnungen notwendigen Hankeltransformationen [4.1] mittels digitaler Filter bestimmt [4.2].

4.2. Modellrechnung für 2D Modelle mit dem Computerprogramm EMIGMA

Die Modellrechnungen (Vorwärtsrechnung) für die 2D-Modelle wurden im vorliegenden Fall mit Hilfe eines Programmes zur Berechnung der KSV 3-dimensionalen (3D) Strukturen [4.3] durchgeführt.

Für die Modellrechnung von 2 bzw. 3-dimensionalen Strukturen stehen im wesentlichen drei verschiedene numerische Verfahren zur Verfügung :

1. Finite Differenzen Methode (FDM)
2. Finite Elemente Methode (FEM)
3. Integralgleichungsmethode (IE)

Alle drei Methoden beruhen auf der sogenannten Momentenmethode („method of weighted residuals“, MWR, [4.4]), bei der eine Gleichung der Form $L(f) = g$ gelöst werden soll. Dabei ist L ein Differentialoperator (Verfahren 1 und 2) oder Integraloperator (Verfahren 3), f ein unbekannter Vektor oder Skalarfeld und g ein bekannter Quellterm.

Da das von uns verwendete Programm EMIGMA auf der Integralgleichungsmethode [4.5] basiert, soll diese Methode kurz skizziert werden.

Im Gegensatz zu den Differentialgleichungsmethoden für 3D-Körper, bei denen das gesamte elektrische Feld über ein Grid sowohl im Störkörper als auch im Hintergrundmedium berechnet wird, muß bei den Integralgleichungsmethoden das unbekannte elektrische Feld nur im Störkörper selbst berechnet werden (vgl. Leiterkreistheorie - Kap.3).

Die Struktur des Hintergrundmediums wird dabei als möglichst simpel angenommen (homogener, geschichteter Halbraum), so daß das Feld innerhalb der Störkörperumgebung analytisch oder quasianalytisch (mit Hilfe digitaler Filter) berechnet werden kann.

Die Berechnung des EM-Feldes innerhalb des Störkörpers wird in drei Rechenschritten durchgeführt :

- Als erstes wird das einfallende elektrische Feld der Quelle am Störkörper in Gegenwart des Umgebungsmediums berechnet.
- Zweitens werden jene Streuströme berechnet, die im 3D-Körper durch das einfallende Feld hervorgerufen werden. Hierzu wird der Störkörper zunächst in Zellen zerlegt und dann durch eine äquivalente Stromverteilung ersetzt. Für diese Berechnungen wird beim Computerprogramm EMIGMA der sogenannte 'LN scattering algorithm' benutzt [4.3].
- Danach kann in einem dritten Schritt in jedem Punkt außerhalb des Störkörpers das sekundäre EM-Feld, das durch die Streuströme verursacht wird, berechnet werden.

Bei der Anwendung des 'LN scattering algorithm' muß jedoch beachtet werden, daß er nur dann genaue Ergebnisse liefert, wenn es sich um einen reinen Fall von Strombündelung handelt. Das Programmpaket verfügt zwar noch über einen erweiterten „LNFD Algorithmus“ der auch Induktion berücksichtigt, die Verwendung dieser Option führte jedoch im konkreten Fall eher zu einer Verschlechterung der Resultate.

Ich muß an dieser Stelle darauf hinweisen, daß das verwendete Programm EMIGMA für die Berechnung der KSV von 2D Strukturen nur beschränkt geeignet ist. In Ermangelung einer alternativen Möglichkeit zur Berechnung der notwendigen Trainingsdaten (zum gegebenen Zeitpunkt), wurden die Berechnungen dennoch mit EMIGMA durchgeführt.

5. Künstliche Neurale Netze (KNN)

Da zur Umsetzung einer Klassifikation (siehe Aufgabenstellung - Kap.2) KNN eingesetzt wurden, soll zunächst die Entwicklung der KNN und die Funktionsweise des bei dieser Arbeit verwendeten Typs von KNN kurz erläutert werden.

KNN sind in ihrem Aufbau und ihrer Funktionsweise von der Struktur des menschlichen Gehirns inspiriert. Bereits um 1940 war bekannt, daß das Gehirn aus untereinander verbundenen Nervenzellen, sogenannten Neuronen, besteht. Demgemäß besteht auch ein KNN aus (mathematischen) Neuronen, welche miteinander verbunden sind. Während die Architektur zumeist bereits von vornherein festgelegt wird, erfolgt die Ermittlung der Werte für die inneren Parameter eines KNN mittels eines Lernalgorithmus. Knapp formuliert ist ein KNN also ein lernendes System, das aus den zwei Komponenten Architektur und Lernalgorithmus besteht.

1943 lieferten McCulloch und Pitts [5.1] ein erstes Modell für ein künstliches Neuron. Sechs Jahre später formulierte Donald O. Hebb [5.2] eine Lernregel für Neurale Netze: „Sind zwei Neuronen zur gleichen Zeit aktiv so erhöht das das Gewicht zwischen diesen beiden Neuronen“. Aufbauend auf dieser Regel entwickelte Rosenblatt in den 60er Jahren mit Hilfe seiner „Perceptron Konvergenz Theorie“ [5.3] das erste lernfähige künstliche Neurale Netz. Wegen seines einfachen Aufbaus war dieses KNN jedoch nur in der Lage linear separable Aufgaben zu lösen (z.B. AND, OR).

Aufgrund dieser Einschränkung des Perceptrons erfolgte 1969 ein empfindlicher Rückschlag für die KNN-Forschung als Minsky und Papert in einer Arbeit [5.4] die Grenzen eines simplen Perceptrons aufzeigten. Diese Erkenntnisse bremsten den Enthusiasmus den diese Technologie Anfangs ausgelöst hatte. Besonders die Computerwissenschaften wendeten sich von diesem Ansatz ab. Die Folge war, daß für etwa 20 Jahre die Entwicklung der KNN kaum voran getrieben wurde.

Erst in den frühen 80er Jahren erwachte erneut das Interesse an KNN. Wesentlichen Beitrag zu dieser Entwicklung lieferten die Arbeiten von Hopfield [5.5], von Kohonen mit seinem Ansatz über „selbstorganisierende Bildung topologisch korrekter Merkmalskarten“ [5.6] und die Entwicklung des Backpropagation-Algorithmus für multilayer-perceptrons (multilayer feedforward networks). Obwohl der Backpropagation-Algorithmus bereits 1974 erstmals von Werbos [5.7] vorgeschlagen wurde, machten ihn erst Rumelhart und Clelland 1986 [5.8] allgemein bekannt. Weiterentwicklungen dieses Lernverfahrens gehören heute zu den am häufigsten verwendeten Lernverfahren für KNN.

Ein detaillierter Bericht über die Entwicklung der KNN wurde 1988 von Anderson und Rosenfeld [5.9] herausgegeben.

Zur Zeit ist eine große Vielfalt an verschiedenen Arten von KNN in Verwendung. Eine Einteilung der KNN kann nach der **Netzarchitektur** und dem **Lernalgorithmus** erfolgen.

Grob gesprochen unterscheidet man bei der Einteilung nach der **Netzarchitektur** reine „feed-forward“-Netze und Netze mit Rückkopplung (recurrent/feedback). Während bei den „feed-forward“-Netzen nur Verbindungen zu nachfolgenden Schichten (vgl. Abb.5.2) zugelassen werden, existieren bei Netzen mit Rückkopplung auch Verbindungen zu vorangegangenen Schichten.

Bei den **Lernalgorithmen** unterscheidet man im wesentlichen zwischen den Prinzipien des „supervised learning“ und des „unsupervised learning“. Bei Algorithmen, welche mit

„supervised learning“ operieren wird dem KNN während der Lernphase sowohl der Eingang als auch der gewünschte Ausgang (desired output) präsentiert (z.B. „backpropagation“-Lernverfahren). Im Gegensatz dazu wird dem KNN bei Algorithmen mit „unsupervised learning“ nur der Eingang präsentiert. Ein Beispiel dafür sind Kohonen's „selbstorganisierenden Merkmalskarten“ [5.6].

Von dem breiten Spektrum an Typen von KNN will ich hier nur „feedforward“ Netze besprechen, für die theoretisch bewiesen wurde, daß sie nichtlineare mehrdimensionale Funktionen beliebig genau approximieren können [5.10].

Die „feedforward“-Netze wurden für diese Arbeit mit einem erweiterten „backpropagation“-Algorithmus trainiert. Die für diese Arbeit gewählte **Netzarchitektur** und der verwendete **Lernalgorithmus** soll im Folgenden näher besprochen werden.

Eine Vielzahl unterschiedlicher Netztypen und Lernregeln werden z.B. bei S. Haykin, 1994 [5.11], beschrieben.

Verwendete Netzarchitektur

Das Grundelement eines KNN ist das Neuron (siehe Abb.5.1). Jedes Neuron bildet eine gewichtete Summe aller an seinen Eingängen anliegenden Werte. Diese Größe wird Aktivierung genannt. Der Ausgabewert des Neurons wird mit der zum Neuron gehörenden Aktivierungsfunktion aus der Aktivierung berechnet. Dieser Ausgabewert wird dann entlang aller Verbindungen die von diesem Neuron weiterführen zu den Eingängen anderer Neuronen geleitet, wo dieser Vorgang sich wiederholt (siehe Abb.5.2.).

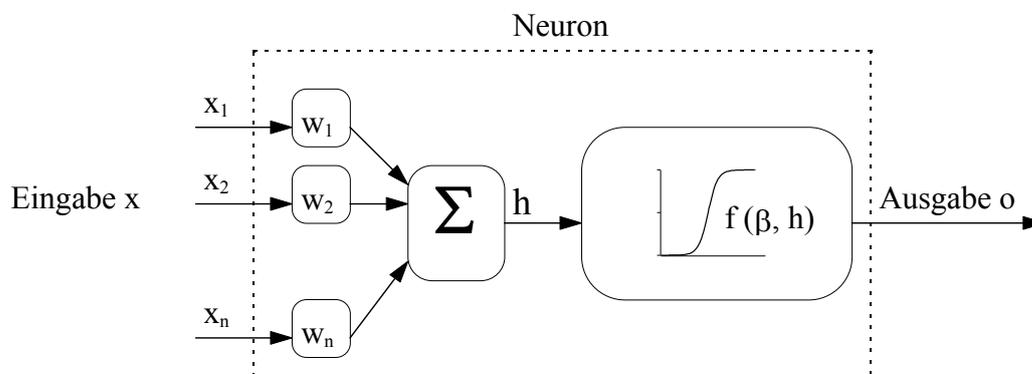
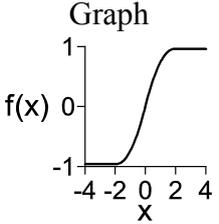
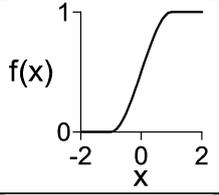
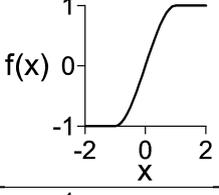
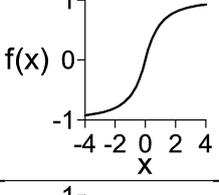
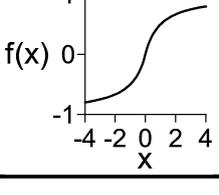


Abbildung 5.1 : Modell für ein Neuron. Die Funktion eines Neurons wird durch die **Gewichte** w_i , die **Steilheit** (gain) β und die **Aktivierungsfunktion** $f()$ beschrieben. Der Zwischenwert $h = \sum_i w_i \cdot x_i$ ist die **Aktivierung** des Neurons. Für die Ausgabe o gilt dann $o = f(\beta \cdot h)$.

Die variablen Parameter eines Neurons sind die den Eingängen zugeordneten **Gewichte** w_i und die **Steilheit** β (gain) der Aktivierungsfunktion $f(\beta \cdot h)$. Diese beiden Parameter werden während der Lernphase eines KNN verändert. Von der großen Auswahl an Funktionen die als Aktivierungsfunktionen Verwendung finden, beschränken wir uns hier auf die Klasse der **sigmoiden** Funktionen. In der vorliegenden Arbeit wurden nur die in Tabelle 5.1 beschriebenen sigmoiden Aktivierungsfunktionen verwendet.

Tabelle 5.1 In dieser Arbeit verwendete sigmoide Aktivierungsfunktionen

Name	x	f(x)	Graph
tangens_ hyperbolicus_11 [5.12]	$x \leq -1.92033$ $-1.92033 < x < 0$ $0 \leq x < 1.92033$ $x \geq 1.92033$	-0.96016 $-0.96016 + 0.26037 \cdot (x + 1.92033)^2$ $0.96016 - 0.26037 \cdot (x - 1.92033)^2$ 0.96016	
kubisch_sigmoid_01	$x < -1$ $-1 \leq x \leq +1$ $x > +1$	0 $0.5 + 0.75 \cdot x - 0.25 \cdot x^3$ 1	
kubisch_sigmoid_11	$x < -1$ $-1 \leq x \leq +1$ $x > +1$	-1 $1.5 \cdot x - 0.5 \cdot x^3$ 1	
Hypsigmoid_11	$x \leq 0$ $x > 0$	$-1 + 2 / ((1-x)^2 + 1)$ $1 - 2 / ((1+x)^2 + 1)$	
Elliot_sigmoid_11 [5.13]	$x < -1000$ $-1000 \leq x \leq 0$ $0 < x \leq 1000$ $x > 1000$	-1 $x / (1-x)$ $x / (1+x)$ 1	

Einen Sonderfall für eine Aktivierungsfunktion stellt die Funktion $f(x) = 1$ dar, welche bei den sogenannten „bias“ Neuronen eingesetzt wird. Ein „bias“ Neuron hat keine Eingänge und liefert aufgrund seiner Aktivierungsfunktion immer den Ausgangswert 1. Bei der von mir verwendeten Netzwerkarchitektur hat jede Schicht, ausgenommen die Ausgabeschicht, ein solches „bias“ Neuron.

Die Schichten werden, beginnend mit 1 für die Eingabeschicht, aufsteigend durchnummeriert. Mit L wird die Gesamtzahl der Schichten, und mit N_a die Anzahl der Neuronen in der a -ten Schicht bezeichnet. Jede Schicht besteht aus mehreren Neuronen (units) von sigmoidem Typ und einem „bias“ Neuron. Die Neuronen der Eingabeschicht stellen dabei einen Sonderfall dar. Jedes dieser Neuronen gibt den an seinem Eingang anliegenden Eingabewert unverändert an die nachfolgenden Neuronen weiter (Aktivierungsfunktion $f(x)=x$). In der Standardarchitektur von „feedforward“ Netzen ist jedes Neuron einer Schicht mit jedem Neuron der nächsten Schicht verbunden. Bei der von mir verwendeten Software (WINKLER, persönliche Mitteilung) besteht als eine Erweiterung die Möglichkeit alle Neuronen einer Schicht mit allen Neuronen in jeder nachfolgenden Schichten zu verbinden.

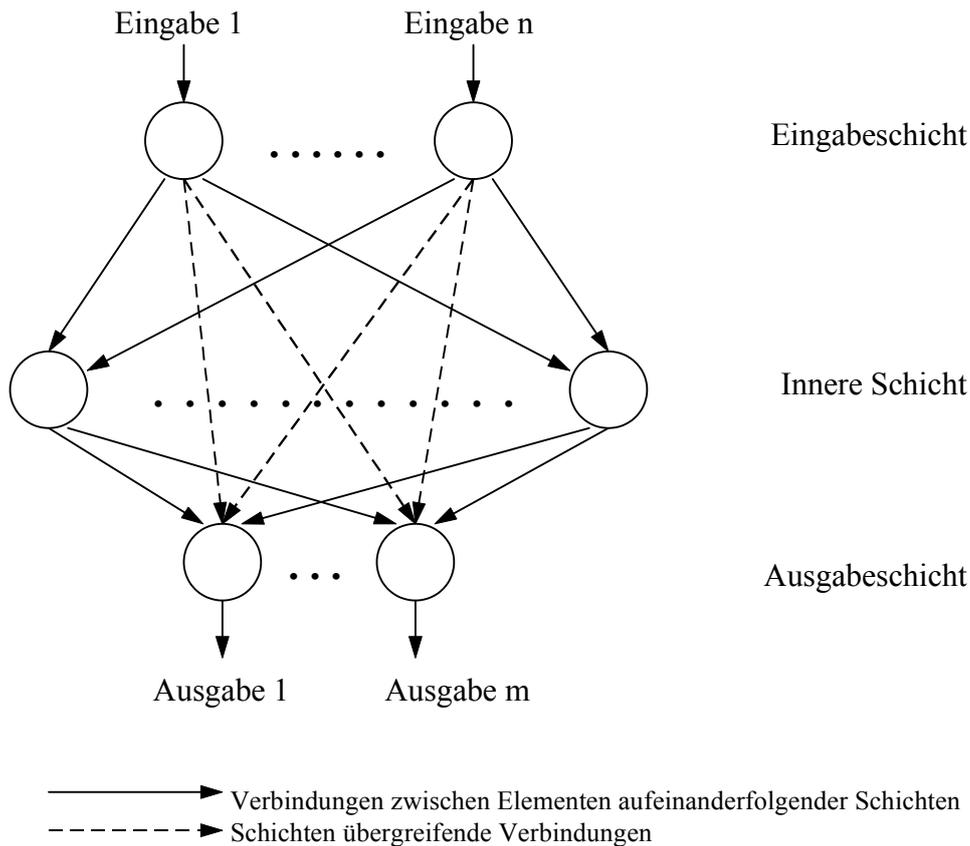


Abbildung 5.2. : Architektur eines „feedforward“ Netzes mit einer Inneren Schicht

In „feedforward“ Netzwerken (siehe Abb.5.2) werden die Neuronen in Schichten zusammengefaßt :

- eine Eingabeschicht (input layer),
- eine oder mehrere Innere Schichten (hidden layer) und
- eine Ausgabeschicht (output layer).

Die Bezeichnung der Gewichtsverbindung zwischen Neuronen ist in Abbildung 5.3 erklärt : $w_{ab,ij}$ ist das Gewicht für die Verbindung vom i -ten Neuron in der a -ten Schicht zum j -ten Neuron in der b -ten Schicht.

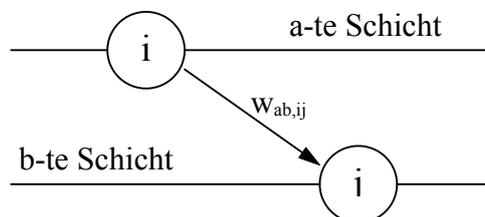


Abbildung 5.3 : $w_{ab,ij}$ – Gewicht für die Verbindung vom i -ten Neuron in der a -ten Schicht zum j -ten Neuron in der b -ten Schicht.

Bezeichnet man mit $o_{a,i}$ die Ausgabe des i -ten Neurons in der a -ten Schicht, und mit $\beta_{b,j}$ die Steilheit des j -ten Neurons in der b -ten Schicht, dann berechnen sich die Aktivierung $h_{b,j}$ und die Ausgabe $o_{b,j}$ des j -ten Neurons in der b -ten Schicht als

$$h_{b,j} = \sum_{a=1}^{b-1} \sum_{i=1}^{N_a} w_{ab,ij} \cdot o_{a,i} \quad (5.1)$$

$$o_{b,j} = f(\beta_{b,j} \cdot h_{b,j})$$

Für den Fall, daß zwischen den Schichten a und b keine Verbindung existiert, ist $w_{ab,ij} = 0$.

An der Eingabeschicht des Netzes werden die zu interpretierenden Datenvektoren $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)$ angelegt (z.B. Meßdaten), wobei $n = N_1 - 1$ ist, da die Eingabeschicht ein zusätzliches bias Neuron besitzt. Diese Eingabewerte ($x_i, i = 1, \dots, n$) sind identisch mit den Ausgabewerten der Neuronen in der Eingabeschicht ($o_{1,i}, i = 1, \dots, n$), für das bias Neuron gilt $o_{1,0} = 1$. Mit den Formeln (5.1) kann man für ein Netz mit vorgegebenen Gewichten $\mathbf{W} = (w_{ab,ij})$ und Steilheiten $\beta = (\beta_{a,i})$ aus einem Eingabevektor (Eingabemuster) $\mathbf{x} = (x_i, i = 1, \dots, n)$ den dazugehörigen Ausgabevektor (Ausgabemuster) $\mathbf{o} = (o_{L,k}, k = 1, \dots, N_L)$ berechnen :

$$\mathbf{o} = \mathbf{F}(\mathbf{W}, \beta, \mathbf{x}) \quad (5.2)$$

In der Sequenz von Rechenoperationen, beginnend mit ($o_{1,i} = x_i, i = 1, \dots, N_1$), werden die Gleichungen (5.1) solange angewandt, bis letztlich der Ausgabevektor \mathbf{o} (Glg. (5.2)) berechnet wird. Die Sequenz von Rechenoperationen die aus Eingabedaten die zugehörigen Ausgabedaten berechnet nennt man „forward propagation“, da der Informationsfluß ausschließlich in Vorwärtsrichtung, von der Eingabeschicht zur Ausgabeschicht erfolgt.

Verwendeter Lernalgorithmus

Durch gezielte Veränderung der Gewichte und Steilheiten der Aktivierungsfunktionen kann ein KNN die Approximation einer Abbildung $\mathbf{F} : \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}^m$ (von einem n-dimensionalen in einen m-dimensionalen Vektorraum) aus einer Menge von Beispielen erlernen. Die Menge der zur Verfügung stehenden p Lernbeispiele wird Trainingsmenge τ genannt.

$$\tau = \{(\mathbf{x}^\mu, \mathbf{y}^\mu), \mathbf{x}^\mu \in \mathbf{R}^n, \mathbf{y}^\mu \in \mathbf{R}^m, \mu = 1 \dots p\} \quad (5.3)$$

Mit Hilfe dieser Trainingsmenge (siehe Glg.(5.3)) soll das Verhalten der gesuchten Abbildung $\mathbf{F} : \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}^m$ beschrieben werden. Jedes (μ -te) Element der Trainingsmenge (Trainingsvektor) besteht aus einem Eingabemuster \mathbf{x}^μ und einem gewünschten Ausgabemuster (target output) \mathbf{y}^μ . Legt man das Eingabemuster \mathbf{x}^μ eines Trainingsvektors am Eingang eines Netzes an, dann berechnet das Netz dazu mittels (5.1) einen Ausgabevektor \mathbf{o}^μ . Mit einem Fehlermaß E wird die Abweichung zwischen \mathbf{o}^μ und \mathbf{y}^μ bestimmt. E ist eine Funktion von \mathbf{W}, β und \mathbf{x} :

$$E^\mu = E(\mathbf{o}^\mu, \mathbf{y}^\mu) = E(\mathbf{W}, \beta, \mu) . \quad (5.4)$$

Bei KNN besteht das Lernziel darin, eine Konfiguration für die Gewichte \mathbf{W} und die Steilheiten β so zu berechnen, daß der Fehler E^μ für alle Trainingsbeispiele gleichzeitig minimal wird. Dazu verwendet man den Gradientenabstieg im Gewichts- und Steilheitsraum („backpropagation“ Verfahren). Während „standard backpropagation“ nur die Gewichte verändert, werden bei der hier beschriebenen Variante im Zuge des Lernprozesses auch die Steilheiten adaptiert [5.14].

Der Gradientenabstieg ist ein iteratives Verfahren, das nur die Berechnung eines lokalen Minimums als mehr oder weniger gute Annäherung des globalen Minimums garantiert. Hat ein Netz zum Zeitschritt t die Gewichte $\mathbf{W}(t)$ und Steilheiten $\beta(t)$ so werden zunächst die

partiellen Ableitungen $\partial E^\mu / \partial w_{ab,ij}(t)$ und $\partial E^\mu / \partial \beta_{a,i}(t)$ berechnet und ein Lernschritt der folgenden Form durchgeführt :

$$\begin{aligned} w_{ab,ij}(t+1) &= w_{ab,ij}(t) + \Delta w_{ab,ij}(t) \\ \beta_{a,i}(t+1) &= \beta_{a,i}(t) + \Delta \beta_{a,i}(t) \end{aligned} \quad (5.5)$$

mit

$$\begin{aligned} \Delta w_{ab,ij}(t) &= -\eta_w \frac{\partial E^\mu}{\partial w_{ab,ij}(t)} \\ \Delta \beta_{a,i}(t) &= -\eta_\beta \frac{\partial E^\mu}{\partial \beta_{a,i}(t)} \end{aligned} \quad (5.6)$$

Die Lernraten η_w und η_β steuern die Größe der einzelnen Lernschritte. Dieser Prozeß (siehe Glg.(5.5)) wird für alle Trainingsvektoren solange wiederholt, bis ein Abbruchkriterium erfüllt ist, z.B. das Fehlermaß E^μ ist für alle Trainingselemente kleiner als eine vorgegebene Schranke.

Im vorliegenden Fall wurden sowohl die Gewichte als auch die Steilheiten zu Beginn des Trainings zufallsinitialisiert. Es ist eine Voraussetzung des hier verwendeten Lernverfahrens, daß die Gewichte, bzw. die Steilheiten, zu Beginn des Lernprozesses untereinander verschieden sind.

Um die Ableitungen in (5.6) zu berechnen, definieren wir zuerst zwei Hilfsgrößen

$$v_{b,j} = \beta_{b,j} \cdot h_{b,j} \quad (5.7)$$

und

$$\delta_{b,j} = -\partial E / \partial h_{b,j} \quad (5.8)$$

Aus (5.8) folgt mit (5.7)

$$\delta_{b,j} = -\frac{\partial E}{\partial h_{b,j}} = -\frac{\partial E}{\partial v_{b,j}} \cdot \frac{\partial v_{b,j}}{\partial h_{b,j}} = -\frac{\partial E}{\partial v_{b,j}} \beta_{b,j} \quad (5.9)$$

Aus (5.9) erhält man

$$\frac{\partial E}{\partial v_{b,j}} = -\frac{1}{\beta_{b,j}} \cdot \delta_{b,j} \quad (5.10)$$

Mit (5.9), (5.10) und (5.1) kann man die Ableitungen von E in Bezug auf Gewichte und Steilheiten folgendermaßen darstellen :

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ab,ij}} = \frac{\partial E}{\partial h_{b,j}} \cdot \frac{\partial h_{b,j}}{\partial w_{ab,ij}} = -\delta_{b,j} \cdot o_{a,i} \quad (5.11)$$

und

$$\frac{\partial E}{\partial \beta_{b,j}} = \frac{\partial E}{\partial v_{b,j}} \cdot \frac{\partial v_{b,j}}{\partial \beta_{b,j}} = -\frac{h_{b,j}}{\beta_{b,j}} \delta_{b,j} \quad (5.12)$$

Es bleibt noch ein Verfahren zur Berechnung von $\delta_{b,j}$ anzugeben. Mit den Gleichungen (5.1) kann man (5.8) umformen :

$$\delta_{b,j} = -\frac{\partial E}{\partial h_{b,j}} = -\frac{\partial E}{\partial o_{b,j}} \cdot \frac{\partial o_{b,j}}{\partial h_{b,j}} = -\frac{\partial E}{\partial o_{b,j}} \cdot \frac{\partial f(\beta_{b,j} \cdot h_{b,j})}{\partial h_{b,j}}$$

$$\frac{\partial E}{\partial o_{b,j}} = \sum_{c=b+1}^L \sum_{p=1}^{N_c} \frac{\partial E}{\partial h_{c,p}} \cdot \frac{\partial h_{c,p}}{\partial o_{b,j}} = \sum_{c=b+1}^L \sum_{p=1}^{N_c} -\delta_{c,p} \cdot w_{bc,jp}$$

Damit gilt für $\delta_{b,j}$:

$$\delta_{b,j} = \frac{\partial f(\beta_{b,j} \cdot h_{b,j})}{\partial h_{b,j}} \sum_{c=b+1}^L \sum_{p=1}^{N_c} \delta_{c,p} \cdot w_{bc,jp} \quad (5.13)$$

Um mit Hilfe von (5.13) die $\delta_{b,j}$ -Werte aller Neuronen zu berechnen, müssen zunächst die $\delta_{L,i}$ -Werte der Ausgabeschicht bestimmt werden.

Bei einer vorgegebenen Fehlerfunktion $E(\mathbf{o}_\mu, \mathbf{y}_\mu)$ (siehe Glg. (5.4)) kann man die $\delta_{L,i}$ -Werte in der Ausgabeschicht durch Ableitung dieser Fehlerfunktion $E(\mathbf{o}_\mu, \mathbf{y}_\mu)$ nach den entsprechenden $h_{L,i}$ berechnen.

Die $\delta_{L,i}$ -Werte (Ausgabeschicht) können jedoch auch über eine Funktion vorgegeben werden. Im vorliegenden Fall erfolgte die Berechnung der $\delta_{L,i}$ -Werte mittels der von Fahlmann vorgeschlagenen Funktion [5.15] :

$$\begin{aligned} \delta_{L,i} &= \operatorname{arctanh}(0.5 \cdot (y_i^\mu - o_{L,i}^\mu)) && \text{für } |y_i^\mu - o_{L,i}^\mu| < 0.9999999 \\ \delta_{L,i} &= -17 && \text{für } y_i^\mu - o_{L,i}^\mu \leq -0.9999999 \\ \delta_{L,i} &= 17 && \text{für } y_i^\mu - o_{L,i}^\mu \geq 0.9999999 \end{aligned}$$

Sind die $\delta_{L,i}$ -Werte bestimmt, ergeben sich daraus mit (5.13) die δ Werte in den vorhergehenden Schichten. Damit kann man mit Hilfe der Gleichungen (5.11) und (5.12) alle Ableitungen $\partial E / \partial w_{ab,ij}$ und $\partial E / \partial \beta_{a,i}$ berechnen.

Das Gradientenabstiegsverfahren kann bei kleinen Lernraten η_w und η_β sehr langsam werden, und neigt zu Oszillationen bei zu großen Lernraten. Eine einfache und effektive Methode diesem Problem zu begegnen ist die Addition eines Momentterms α bei den „update“-Regeln (5.6) :

$$\begin{aligned} \Delta w_{ab,ij}(t) &= -\eta_w \frac{\partial E}{\partial w_{ab,ij}(t)} + \alpha_w \cdot \Delta w_{ab,ij}(t-1) \\ \Delta \beta_{a,i}(t) &= -\eta_\beta \frac{\partial E}{\partial \beta_{a,i}(t)} + \alpha_\beta \cdot \Delta \beta_{a,i}(t-1) \end{aligned} \quad (5.14)$$

Für die Momentparameter muß gelten : $0 \leq \alpha_\beta, \alpha_w \leq 1$. Der Momentterm in (5.14) vermittelt jeder Parameteränderung eine gewisse *Trägheit*. Dies verhindert, daß bei raschen

Gradientenänderungen Oszillationen auftreten, da durch den Momentterm die Parameteränderung in eine mittlere Abstiegsrichtung zeigt.

Zusammenfassend kann der Lernprozeß folgendermaßen beschrieben werden :

Zu Beginn des Trainings werden die Gewichte (weights) zwischen den Neuronen und die Steilheiten (gains) der Neuronen selbst mit Hilfe eines Zufallsalgorithmus initialisiert. Für das hier verwendete Lernverfahren ist es wichtig, daß die Gewichte, bzw. die Steilheiten, bei Trainingsbeginn unterschiedlich sind.

Für das Training des KNN werden die einzelnen Vektoren der Trainingsmenge vom KNN mit den jeweils aktuellen Gewichten und Steilheiten interpretiert (vgl. (5.1) und (5.2)). Die einmalige Präsentation aller Elemente der Trainingsmenge wird Epoche genannt. Die Veränderung der Gewichte und Steilheiten kann auf zwei unterschiedliche Arten erfolgen - nach dem sogenannten „pattern mode“ oder dem „batch mode“.

Beim „pattern mode“, auch als „continuous update“ bezeichnet, wird nach jedem Trainingselement die Anpassungen (updates) der Netzparameter gemäß (5.5) durchgeführt. Um zu verhindern, daß das KNN die Reihenfolge der präsentierten Trainingsvektoren lernt, wird diese Reihenfolge für jede Epoche verändert.

Beim „batch mode“ hingegen wird für jeden Trainingsvektor zwar eine Änderung aller Gewichte und Steilheiten berechnet, diese aber nicht unmittelbar angewendet. Statt dessen werden für jedes Gewicht und jede Steilheit die Änderungen gemäß (5.6) für eine vorgegebene Anzahl an Trainingsvektoren aufsummiert und erst danach auf das KNN angewendet. Im Extremfall erfolgt die Änderung der Gewichte und Steilheiten erst nach Ende einer Epoche. Dadurch „sieht“ während einer Epoche jeder Trainingsvektor das KNN im gleichen „Zustand“. Im Gegensatz dazu findet in „pattern mode“ jeder Trainingsvektor das KNN in einem anderen Zustand vor.

Das Verändern der Gewichte und Steilheiten findet so lange statt, bis die Ausgabewerte des KNN für alle Trainingsvektoren ausreichend gut mit den jeweils gewünschten Ausgabewerten übereinstimmen.

Um die Unterschiede in den Vorgangsweisen bei den beiden soeben diskutierten Lernalgorithmen zu verdeutlichen, werden diese im Folgenden in Pseudocode noch einmal schematisch dargestellt :

„pattern mode“ oder „continuous update“ :

Trainingsmenge $\tau := \{(\mathbf{x}^\mu, \mathbf{y}^\mu), \mathbf{x}^\mu \in \mathbf{R}^n, \mathbf{y}^\mu \in \mathbf{R}^m, \mu = 1 \dots p\}$ vgl. (5.3)

$\mathbf{W} := (w_{ab,ij})$ $\boldsymbol{\beta} := (\beta_{a,i})$

$\Delta\mathbf{W} := (\Delta w_{ab,ij})$ $\Delta\boldsymbol{\beta} := (\Delta\beta_{a,i})$

Zufallsinitialisieren von \mathbf{W} und $\boldsymbol{\beta}$

REPEAT

BEGIN

FOR jeden Vektor in τ

BEGIN

berechne $\mathbf{o}^\mu = \mathbf{F}(\mathbf{W}, \boldsymbol{\beta}, \mathbf{x}^\mu)$ vgl. (5.2)

berechne $E^\mu = E(\mathbf{o}^\mu, \mathbf{y}^\mu)$ vgl. (5.4)

berechne $\Delta\mathbf{W}$ und $\Delta\boldsymbol{\beta}$ vgl. (5.6)

Verändere \mathbf{W} und $\boldsymbol{\beta}$ des KNN: $\mathbf{W} \leftarrow \mathbf{W} + \Delta\mathbf{W}$ und $\boldsymbol{\beta} \leftarrow \boldsymbol{\beta} + \Delta\boldsymbol{\beta}$ vgl. (5.5)

END

verändere Reihenfolge der Vektoren in τ

END

UNTIL jedes $E^\mu <$ tolerierter Fehler

„batch mode“ :

Trainingsmenge $\tau := \{(\mathbf{x}^\mu, \mathbf{y}^\mu), \mathbf{x}^\mu \in \mathbf{R}^n, \mathbf{y}^\mu \in \mathbf{R}^m, \mu = 1 \dots p\}$ vgl. (5.3)

$\mathbf{W} := (w_{ab,ij})$ $\boldsymbol{\beta} := (\beta_{a,i})$

$\Delta\mathbf{W} := (\Delta w_{ab,ij})$ $\Delta\boldsymbol{\beta} := (\Delta\beta_{a,i})$

$\Delta\mathbf{W}_{\text{ges}} := (\Delta w_{ab,ij \text{ ges}})$ $\Delta\boldsymbol{\beta}_{\text{ges}} := (\Delta\beta_{a,i \text{ ges}})$

Zufallsinitialisieren von \mathbf{W} und $\boldsymbol{\beta}$

REPEAT

BEGIN

$\Delta\mathbf{W}_{\text{ges}} := 0$ und $\Delta\boldsymbol{\beta}_{\text{ges}} := 0$

FOR jeden Vektor in τ

BEGIN

berechne $\mathbf{o}^\mu = \mathbf{F}(\mathbf{W}, \boldsymbol{\beta}, \mathbf{x}^\mu)$ vgl. (5.2)

berechne $E^\mu = E(\mathbf{o}^\mu, \mathbf{y}^\mu)$ vgl. (5.4)

berechne $\Delta\mathbf{W}$ und $\Delta\boldsymbol{\beta}$ vgl. (5.6)

berechne $\Delta\mathbf{W}_{\text{ges}}$ und $\Delta\boldsymbol{\beta}_{\text{ges}}$: $\Delta\mathbf{W}_{\text{ges}} \leftarrow \Delta\mathbf{W}_{\text{ges}} + \Delta\mathbf{W}$ und
 $\Delta\boldsymbol{\beta}_{\text{ges}} \leftarrow \Delta\boldsymbol{\beta}_{\text{ges}} + \Delta\boldsymbol{\beta}$

END

Verändere \mathbf{W} und $\boldsymbol{\beta}$ des KNN: $\mathbf{W} \leftarrow \mathbf{W} + \Delta\mathbf{W}$ und $\boldsymbol{\beta} \leftarrow \boldsymbol{\beta} + \Delta\boldsymbol{\beta}$ vgl. (5.5)

verändere Reihenfolge der Vektoren in τ

END

UNTIL jedes $E^\mu <$ tolerierter Fehler

Tests :

Nach abgeschlossenem Lernvorgang wird die Güte eines Netzes mit einer Testdatenmenge bestimmt. Die Elemente dieser Testdatenmenge haben die gleiche Struktur wie die Trainingsvektoren, kommen aber in der Trainingsmenge nicht vor. Die Eigenschaft eines Netzes aus den Eingabekomponenten der Testelemente die entsprechenden

Ausgabekomponenten korrekt zu berechnen, wird Generalisierung genannt [5.16]. Dies bedeutet, daß ein Netz unbekannte Daten, die von den Lernbeispielen stark abweichen können (z.B. verrauschte Daten), vernünftig interpretieren kann.

Während bei herkömmlichen Inversionsverfahren die rechenintensiven Prozesse bei jeder Inversion neu durchlaufen werden müssen, fällt beim KNN intensive Rechenzeit nur in der Entwurfsphase (Festlegung der Netzarchitektur und Erstellen der Lern- und Testdatenmenge) und in der Lernphase an. Nach Abschluß des Lernprozesses zeigt ein KNN aufgrund der einfachen netzwerkinternen Rechengänge eine sehr hohe Verarbeitungsgeschwindigkeit. Während ich die Konfiguration von Netzen, d.h. das Training, am ALPHA-Cluster des Rechenzentrums der Universität Wien durchführte, findet der Einsatz der KNN auf PC-Hardware statt.

6. Lösungskonzepte zur Modellklassifizierung

Das Erstellen eines Lösungskonzeptes stellt eine Art Arbeitsvorbereitung dar. Im Zuge der Arbeit an einem derartigen Konzept sollen absehbare Schwierigkeiten formuliert und gleichzeitig nach Strategien zur Lösung dieser Schwierigkeiten gesucht werden. Ob die derart entwickelten Strategien zur Lösung der gestellten Aufgabe letztendlich tatsächlich zum Erfolg führen, kann zwar nicht garantiert werden, sie helfen aber dabei die bevorstehende Arbeit effizient zu planen und zu koordinieren. Auf diese Weise können Leerläufe im Arbeitsablauf und das Verfolgen nicht zielführender Ansätze auf ein Minimum reduziert werden. Ein Vorteil, der Angesichts der heute üblichen Projektarbeit nicht zu vernachlässigen ist.

6.1. Lösungsansatz für die 1D-Klassifizierung

Ziel dieser Analyse war es, das vorliegende Problem in Teilbereiche aufzuspalten, welche dann getrennt voneinander behandelt werden sollten. Ich erwartete mir dadurch Vereinfachungen beim Training der Netze, sowie mehr Hilfestellung einer Endinterpretation der Meßdaten (über die Klassifizierung hinaus) durch die anfallenden Zwischenergebnisse.

Das Problem bestand daher vorerst darin, eine physikalisch sinnvolle Aufteilung der Aufgabenstellung zu finden.

Die erste in dieser Arbeit gestellte Aufgabe bestand darin, anhand der aeroelektromagnetischen Meßwerte automatisch zu erkennen, ob die vorliegenden Daten besser als HHR oder als 2SM interpretiert werden sollten (vgl. Kap.2.1). Liegt ein 2SM vor (siehe Abb.3.1), so sollte dieses KNN darüber hinaus erkennen, ob $\rho_1 < \rho_2$ oder $\rho_1 > \rho_2$ ist. Grundsätzlich soll hier also Information über den Tiefenaufbau des Untergrundes gewonnen werden.

$$\delta = \sqrt{\rho_1 / \pi f \mu_0} \quad (6.1.1)$$

Gleichung (6.1.1) zeigt, daß bei konstantem SEW ρ_1 des Untergrundes, die Skintiefe δ umgekehrt proportional der Meßfrequenz f ist. D.h., berechnet man aus unterschiedlichen Frequenzen jeweils die SEW dieser HHR, so spiegeln diese unterschiedliche Tiefenbereiche wider. Um den Einfluß von Meßungenauigkeiten auf die einzelnen SEW zu reduzieren wurden aus jeweils 2 Frequenzen (siehe unten) die entsprechenden Parameter eines HHR berechnet. Das bei homogenem Untergrund die SEW der HHR der einzelnen Frequenzpaare nicht immer gleich sein müssen, wird in Kap.8.1 ausführlich diskutiert. Mit Hilfe dieser SEW kann dann in einem 2.Schritt eine Klassifizierung des Untergrundes durchgeführt werden.

Für die konkrete Umsetzung dieses Konzeptes mußten demnach zuerst drei KNN (KNN 1 bis KNN 3) trainiert welche jeweils für die Frequenzen f_1 und f_2 , f_2 und f_3 sowie f_3 und f_4 (vgl. Tab.3.1) aus den gemessenen KSV die Parameter eines korrespondierenden HHR (Flughöhe h_0 , SEW ρ_1 - siehe Abb.2.1) ableiten (KNN 1 bis 3). In der Folge wurde ein viertes KNN (KNN 4) trainiert, welches auf Basis diese drei berechneten Flughöhen (h_{01} , h_{02} , h_{03}) und SEW (ρ_{11} , ρ_{12} , ρ_{13}) die gewünschte Klassifizierung der Meßdaten, wie in Abbildung 6.1.1 gezeigt, vornimmt.

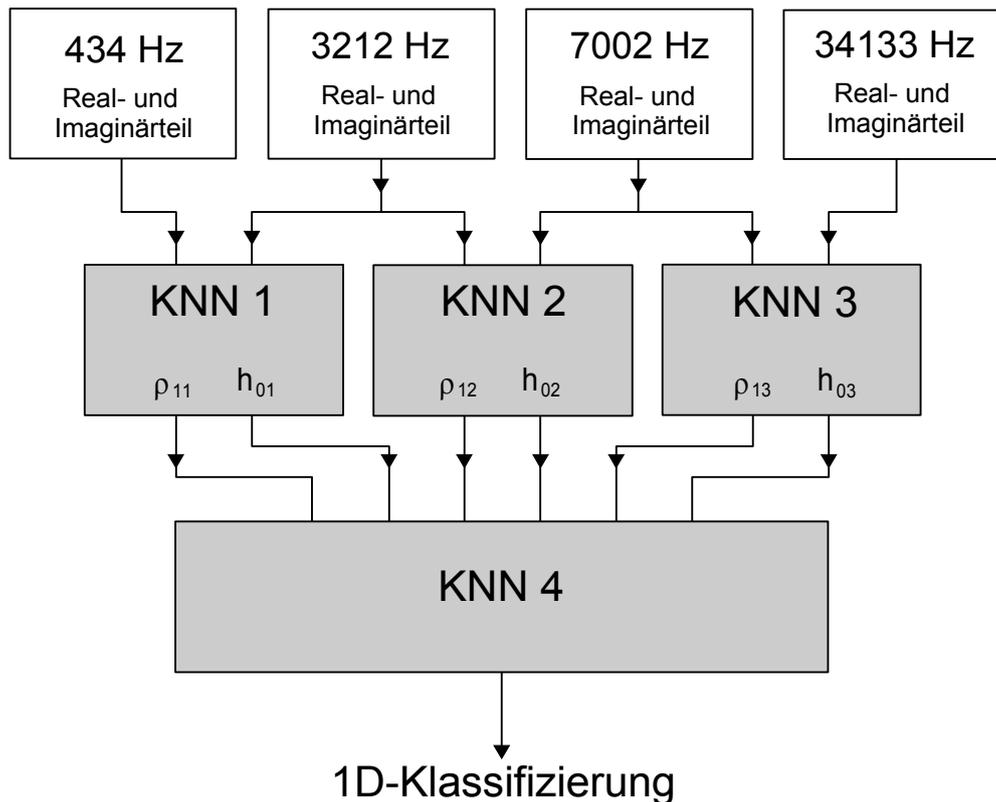


Abbildung 6.1.1 : Schematische Darstellung des Konzeptes zur 1D-Klassifizierung

6.2. Lösungsansatz für die 2D-Klassifizierung

Bei der Umsetzung der 2D-Strukturerkennung ergeben sich einige Schwierigkeiten, die bereits vor der Modellrechnung für die Trainingsdaten durch ein sinnvolles Konzept gelöst werden müssen.

Zum Einen ergibt sich ein Problem aus den Flugwegen entlang der Profilstrecken. Man kann prinzipiell nicht davon ausgehen, daß sich die Sonde am gesamten Profilstreckensegment in einer konstanten Höhe h_0 über der Geländeoberkante befindet. Da die Flughöhe aber die Amplitude des gemessenen Signals stark beeinflusst, können sich schon allein aus den Sondenhöhen Schwankungen beträchtliche Änderungen der Meßwerte ergeben, welche die zu erkennenden Anomalien der 2D-Strukturen überdecken bzw. verzerren. Um das KNN auf derartige Verzerrungen vorzubereiten, müßte das KNN in der Trainingsphase mit einer Vielzahl von Flugwegen mit unterschiedlichen Sondenhöhen über ein und der selben 2D-Struktur konfrontiert werden. Wegen der aufwendigen Modellrechnung derartiger Profile wäre eine solche Vorgangsweise jedoch sehr ineffizient.

Ein anderes Problem stellt die große Zahl an Eingangsparametern für das KNN dar. Da ich hier Profilstrecken von 1000m Länge mit einem Punktabstand von 10m und 8 Meßwerten pro Meßpunkt betrachte, ergeben sich daraus 808 Eingangsvariablen. Eine derart große Anzahl erhöht natürlich automatisch die Anzahl an Gewichten des KNN und verlangsamt damit das Training. Ein weiterer nachteiliger Aspekt einer großen Anzahl an Gewichten ist, daß für das Training von größeren Netzen in der Regel auch eine größere Trainingsmenge benötigt wird. Im vorliegenden Fall ist jedoch das Berechnen dieser Trainingsdaten langwierig und sollte daher auf ein Minimum reduziert werden. Zur Lösung dieser Probleme entschloß ich mich zu folgendem Lösungsansatz:

Der Einfluß der Flughöhe auf die betrachtete Anomalie kann dadurch stark abgeschwächt werden, daß man anstatt der gemessenen KSV die SEW der drei verschiedenen HHR betrachtet (siehe Abb.6.2.1 - 1D Interpretation), welche bereits im Zuge der Realisierung der

1D-Klassifizierung trainiert wurden. Dieser Zwischenschritt verursacht also weder zusätzliche Entwicklungsarbeit noch einen höheren Rechenaufwand in der Anwendung.

Die Tatsache, daß bei unterschiedlichen Sensorhöhen für das gleiche Modell des Untergrundes letztlich leicht unterschiedliche SEW berechnet werden (gilt vor allem für hochohmigen Untergrund) muß bei diesem Ansatz in Kauf genommen werden. Es hat sich jedoch gezeigt, daß das KNN durchaus in der Lage ist, trotz derartiger Widerstandsabweichungen, eine korrekte Klassifizierung durchzuführen. Somit muß das KNN für die 2D-Strukturerkennung nur mit wenigen konstanten Sensorhöhen trainiert werden.

Ein zusätzlicher positiver Effekt ergibt sich aus der Reduktion der Anzahl der Eingangsvariablen von 8 auf 3 für jeden Meßpunkt. Wählt man außerdem für größere Entfernungen vom Zentrum des Profilsegmentes größere Meßpunktabstände (diese Vorgangsweise ist zulässig, da die stärksten Änderungen der Meßwerte im Zentrum der Anomalie stattfinden) so kann man die Anzahl der Eingangsvariablen von 808 auf 183 reduzieren (siehe Abb.6.2.1 - 2D Interpretation).

Um die Wahrscheinlichkeit von Fehlklassifizierungen (d.h. der fälschlichen Interpretation eines Profilabschnittes als Position einer vertikalen Gangstruktur) zu verringern, wird hier mit einem Prinzip gearbeitet mit dem in ähnlicher Weise bereits gute Erfolge erzielt wurden [6.1]. Dabei wird die 2D-Klassifizierung von zwei verschiedenen KNN (welche auch mit unterschiedlichen Trainingsdaten trainiert wurden) parallel durchgeführt. Da diese Netze beim Erkennen einer Gangstruktur einen numerisch höheren Ausgang liefern sollen, wird letztlich der numerisch kleinere Netzausgang der beiden KNN als Resultat angesehen. D.h., daß für eine positive Gangerkennung beide KNN übereinstimmend eine positive Erkennung eines vertikalen Ganges liefern müssen.

Aus diesem Ansatz heraus ergibt sich für die 2D-Erkennung folgende Vorgangsweise (siehe Abb. 6.2.1)

- 1.) Berechnung der drei verschiedenen homogenen Halbräume (KNN 1 bis 3) für das gesamte Meßprofil (siehe 1D Interpretation in Abb. 6.2.1).
- 2.) Einteilung des Meßprofiles in Profilsegmente von 1km Länge. Ausgehend vom Zentrum des Profilsegmentes wurden die Abstände zwischen den Meßpunkten nach außen hin vergrößert (siehe 2D Interpretation in Abb. 6.2.1).
- 3.) Anhand der SEW der drei HHR nehmen zwei KNN parallel (KNN 5a und KNN 5b - siehe Abb.6.2.1) die 2D Klassifizierung der Meßdaten vor; Netzausgang : 0="nicht gefunden" bis 1="gefunden"; mit allen Zwischenwerten. Der kleinere der beiden Netzausgänge wird als Resultat angesehen.
- 4.) Durch eine nachfolgende Bewertung des Ausganges von KNN 5a bzw. 5b kann dann ein binärer Ausgang (Struktur gefunden oder nicht gefunden) erzeugt werden. Bei erfolgreich trainierten Netzen kann dabei die Zuverlässigkeit bzw. Wahrscheinlichkeit der Erkennung durch Vorgabe eines Schwellwertes gesteuert werden.

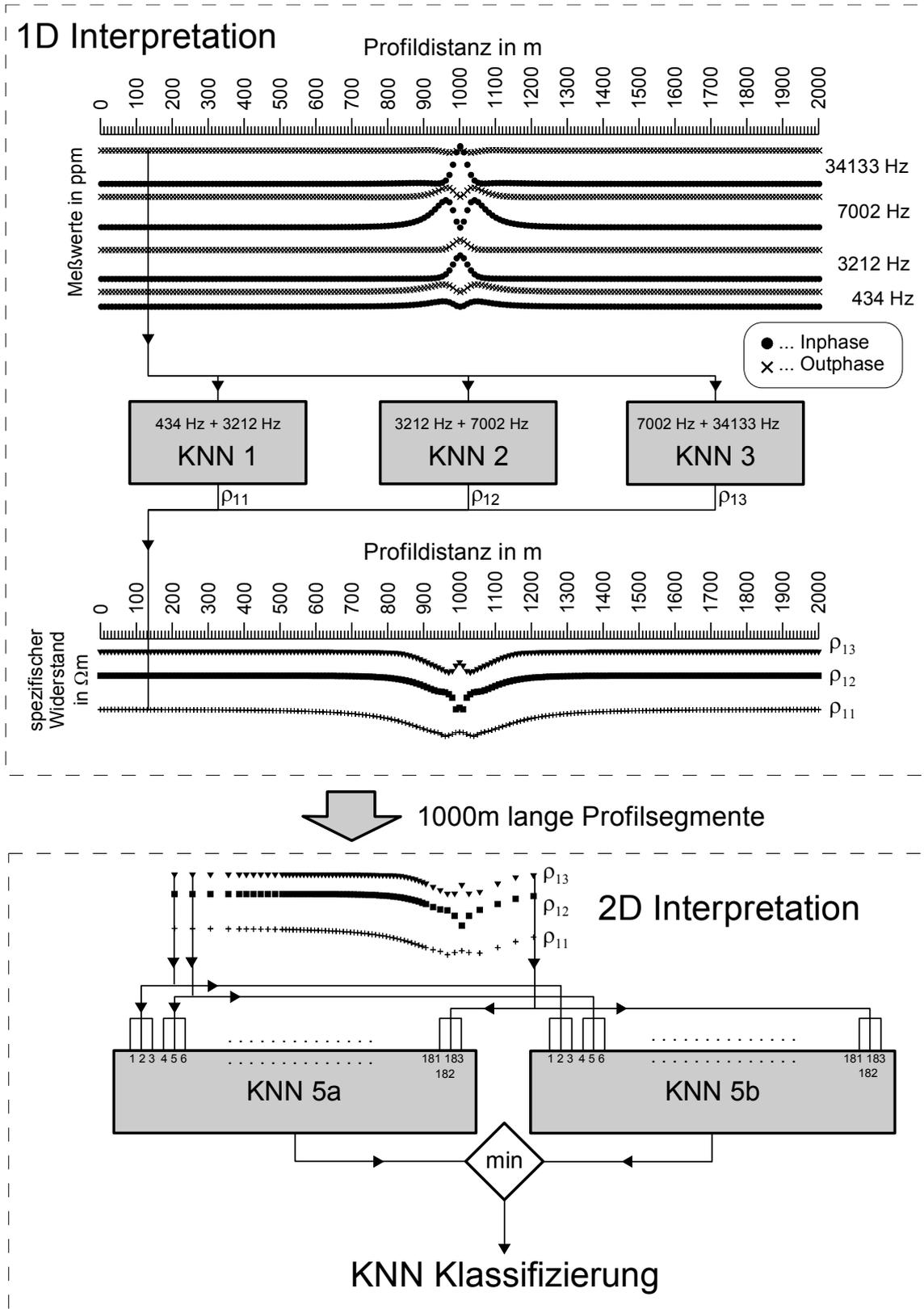


Abbildung 6.2.1 : Schematische Darstellung des Konzeptes zur Erkennung von 2D-Strukturen.

7. Training der Künstlichen Neuralen Netze

In diesem Kapitel wird das Training der, für die Umsetzung der Lösungskonzepte (vgl. Kap.6), notwendigen KNN (KNN 1 bis 4, KNN 5a und 5b) erläutert. Im Zuge des Trainings wurde eine Vielzahl von KNN mit jeweils geringfügig anderer Netzarchitektur und anderen Startparametern für Gewichte und Steilheiten trainiert. Die KNN wurden alle nach erfolgreichem Training getestet (siehe Kap.8). Basierend auf diesen Tests wurde jeweils jenes KNN ausgewählt, das für die jeweils gestellte Aufgabe aus den Lösungskonzepten die besten Resultate zeigte.

7.1. Clusteranalyse

Ein kritischer Punkt beim Training von KNN ist die Auswahl der Trainingsdaten. Zu viele oder falsch gewählte Trainingsvektoren können ein erfolgreiches Training des KNN deutlich verzögern, wenn nicht sogar unmöglich machen.

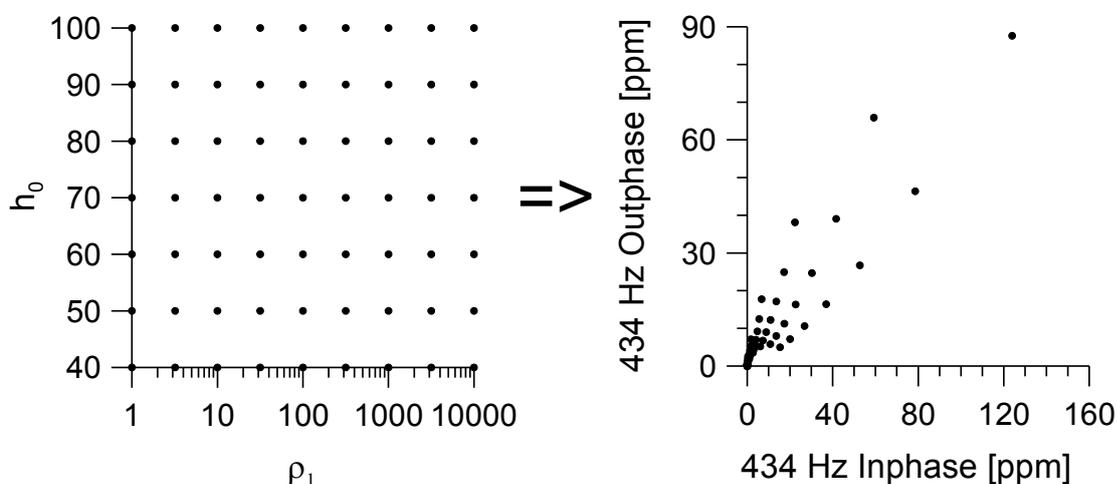


Abbildung.7.1.1 Zusammenhang zwischen Modellparametern (h_0 , ρ_1) eines HHR und den damit berechneten synthetischen KSV für 434 Hz (vgl. Tab.3.1)

Die Problematik läßt sich anhand eines einfachen Beispielen leicht veranschaulichen :

Das linke Bild in Abbildung 7.1.1 zeigt die Parameter von 63 HHR-Modellen. Basierend auf diesen Parametern wurden die entsprechenden synthetischen KSV für 434 Hz (vgl. Tab.3.1) berechnet (vgl. Kap.4.1). Während die Punkte im ρ_1 - h_0 -Raum gleich verteilt sind, bilden die synthetischen KSV eine starke Anhäufung bei kleinen ppm-Werten. Das bedeutet, daß sich bei geringen Meßwertschwankungen für HHR mit großen ρ_1 und/oder großen h_0 sehr starke Änderungen des korrespondierenden Modells ergeben können. Im Extremfall weisen stark unterschiedliche Modelle, im Rahmen einer vorgegebenen Meßgenauigkeit, die selben theoretischen KSV auf.

Z.B. sollten die KNN 1 bis 3 im vorliegenden Fall „lernen“ aufgrund der Meßwerte von je 2 Frequenzen auf die korrespondierenden HHR zu schließen. Werden dem Netz aber nun für zwei (nahezu) identische Eingangsvektoren (Meßwerte) zwei stark unterschiedliche gewünschte Ausgänge (HHR-Modelle) präsentiert, so verwundert es nicht wenn das Netz eine derartige Inversion nicht, oder nur unter größten Schwierigkeiten lernen kann. Doch abgesehen davon, ob das Netz in der Lage ist derartige Verhältnisse nachzubilden, ist es fraglich ob theoretische Meßwertunterschiede die in der Meßpraxis nicht nachvollziehbar sind zu stark unterschiedlichen Modellergebnissen führen dürfen.

Aus diesem Grund werden im Zuge einer Clusteranalyse Trainingsbeispiele mit einander ähnlichen Eingabemustern x^u (Meßwerte) zusammengefaßt und durch ein einziges

Trainingsbeispiel ersetzt. Dabei werden zumindest all jene Trainingsbeispiele zusammengefaßt deren Unterschiede der Eingabekomponenten (Distanz) unterhalb der tatsächlichen Meßgenauigkeit liegen.

Für eine **Clusteranalyse** wurde von mir folgende Vorgangsweise gewählt :

Die Eingangskomponenten der Trainingsvektoren wurden als Punkte in einem n-dimensionalen Raum angesehen, wobei n die Anzahl der Eingangsparameter darstellt (für KNN 1 bis 3 n=4; für KNN 4 n=6; für KNN 5a und 5b n=183). Sind $A=(a_1, a_2, \dots, a_n)$ und $B=(b_1, b_2, \dots, b_n)$ die Eingangskomponenten zweier Trainingsvektoren so errechnete ich deren Distanz voneinander als

$$\text{Distanz} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (a_i - b_i)^2} \quad (7.1.1)$$

Trainingsvektoren deren Distanz (siehe Glg.(7.1.1)) voneinander einen vorgegebenen Wert unterschritten, wurden zu einem Cluster zusammengefaßt. Als Repräsentant für einen Cluster wurde jener Trainingsvektor herangezogen, der dem Schwerpunkt (Centroid) des Clusters am nächsten lag.

Indem auch Trainingsvektoren mit größeren Unterschieden der Eingabekomponenten (Meßwerte) zu einem Cluster zusammengefaßt wurden, konnten aus einem relativ großen Datenkollektiv hinreichend repräsentative Trainingsvektoren herausgefiltert werden. Auf diese Art konnte auch mit vergleichsweise wenigen Trainingvektoren der Zusammenhang zwischen Eingangs- und Ausgangsgrößen hinreichend genau beschrieben werden.

Diese Vorgangsweise wurde im Folgenden zur Auswahl der verwendeten Trainingsvektoren aller zu trainierenden Netze (KNN 1 bis 5b) herangezogen.

7.2. Training der KNN zur Berechnung der HHR aus den Meßwerten von je 2 Frequenzen (KNN 1 bis 3)

Gemäß den Lösungskonzepten (siehe Kap.6.1) wurden zuerst jene drei KNN trainiert (KNN 1 bis 3) welche auf Basis der KSV von jeweils zwei Frequenzen korrespondierende HHR ableiten sollen. Diese drei KNN wurden dann sowohl für die Realisierung der 1D-Klassifizierung als auch der 2D-Klassifizierung herangezogen (siehe Abb.6.1.1 und 6.2.1).

Die Trainingsvektoren für diese KNN haben die Form (vgl. Gleichung (5.3) und Tabelle 7.2.1)

$$\left(\begin{array}{c} a_{IN} \quad a_{OUT} \quad b_{IN} \quad b_{OUT} \\ \text{INPUT} \end{array} \right) / \left(\begin{array}{c} h_0 \quad \rho_1 \\ \text{TARGET OUTPUT} \end{array} \right)$$

h_0 und ρ_1 stellen dabei die Modellparameter der HHR und a_{IN} , a_{OUT} , b_{IN} bzw. b_{OUT} die Komponenten (IN ... Inphase, OUT ... Out-Off-Phase, vgl. Kap.3) der KSV der jeweiligen Wechselfelder dar. Beim Testen werden nur die INPUT-Werte an die KNN angelegt und der aktuelle Ausgang mit dem gewünschten Ausgang (TARGET OUTPUT) verglichen.

Tabelle.7.2.1 : Für die Berechnung der HHR jeweils verwendete Frequenzen (vgl. Tab.3.1)

	Frequenz a	Frequenz b
KNN 1	434 Hz $\Rightarrow f_1$	3212 Hz $\Rightarrow f_2$
KNN 2	3212 Hz $\Rightarrow f_2$	7002 Hz $\Rightarrow f_3$
KNN 3	7002 Hz $\Rightarrow f_3$	34133 Hz $\Rightarrow f_4$

Für diese KNNs wurde im Prinzip immer die gleiche Netzarchitektur verwendet (vgl. Abb.7.2.1):

- Eine Eingabeschicht mit 4 Eingabeneuronen (plus ein bias-Neuron)
- Eine Innere Schicht, mit zwei unterschiedlichen Typen (vgl. Tab.7.2.3) von Neuronen. Von jedem der beiden Typen sind gleich viele Neuronen vorhanden.
- Eine Ausgabeschicht mit 2 Ausgabeneuronen. Hier wurden immer Neuronen mit Aktivierungsfunktionen vom Typ kubisch_sigmoid_11 verwendet (vgl. Tab.5.1)
- Alle Neuronen sind mit allen Neuronen nachfolgender Schichten verbunden („feedforward“-Netzwerk).

Das Training der KNN zur Berechnung der HHR wurde jeweils mit der in Tabelle 7.2.2 angegebenen Anzahl an Trainingsvektoren durchgeführt.

Tabelle 7.2.2. Variationsbereiche der Parameter eines HHR zur Berechnung der Trainingsvektoren, bzw. Anzahl der verwendeten Trainingsvektoren für die jeweiligen KNN (vgl. Tab.7.2.1).

	spezifische Widerstände ρ_1	Sondenhöhen h_0	Anzahl der verwendeten Trainingsvektoren
KNN 1	1 bis 1000 Ωm	30 bis 150 m	223
KNN 2	1 bis 6000 Ωm	30 bis 150 m	224
KNN 3	1 bis 6000 Ωm	30 bis 150 m	316

Nach dem Training wurden die einzelnen KNN jeweils mit den synthetischen KSV einer Vielzahl von HHR-Modellen getestet (siehe Kap. 8.1 und Abb.8.1.1 bis Abb.8.1.3).

Aufgrund dieser Tests wurde für jedes Frequenzpaar ein KNN ausgewählt. Bei der Auswahl wurde darauf Wert gelegt, daß die Netze bei etwa 50m Sondenhöhe (in unserer Meßpraxis die häufigste Sondenhöhe) gute Eigenschaften aufweisen. Die Anzahl der Neuronen in den einzelnen Schichten und die Typen dieser Neuronen für die Netze KNN 1 bis KNN 3 sind in Tabelle 7.2.3 zusammengefaßt.

Tabelle 7.2.3 : Anzahl (ohne bias-Neuron) und Typ (Aktivierungsfunktion) der Neuronen in der Inneren Schicht der KNN 1, 2 und 3 (wegen der Typen, vgl. Tab.5.1)

	KNN 1 (f_1, f_2)	KNN 2 (f_2, f_3)	KNN (f_3, f_4)
Anzahl der Neuronen in der Inneren Schicht	15+15	14+14	9+9
Typen der Neuronen in der Inneren Schicht (1.Typ + 2.Typ - vgl. Abb.7.2.1)	Elliot_sigmoid_11 + tangens_hyperbolicus_11	Elliot_sigmoid_11 + Hypsigmoid_11	Elliot_sigmoid_11 + Hypsigmoid_11

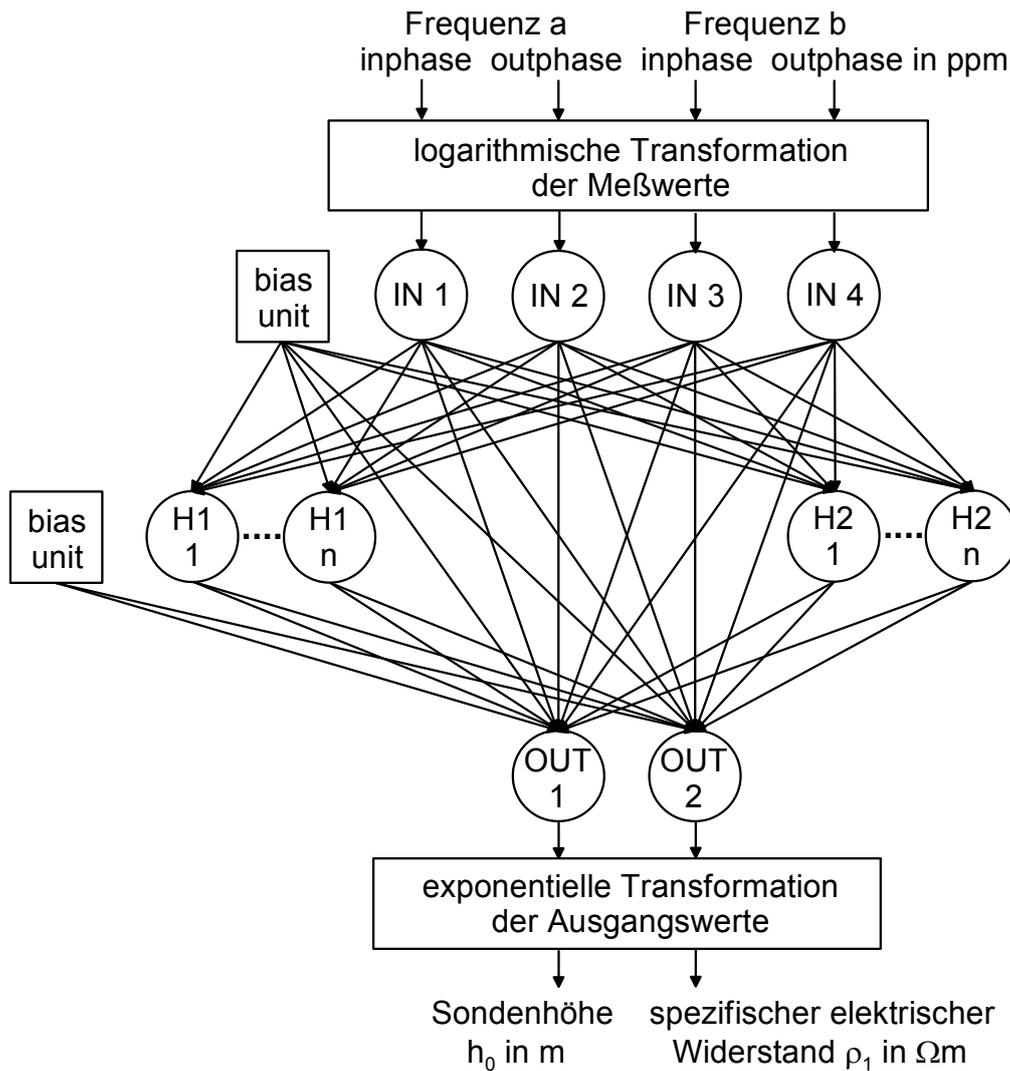


Abbildung 7.2.1 : Architektur der KNN zur Berechnung der Parameter (Sondenhöhe, SEW) eines HHR.

IN ... Neuron der Eingabeschicht

H1, H2 ... Neuron der inneren Schicht vom 1.Typ bzw. 2.Typ (vgl. Tab.7.2.3)

OUT ... Neuron in der Ausgabeschicht

7.3. Training des KNN zur 1D-Klassifizierung (KNN 4)

Nach Abschluß des Trainings für die drei KNN zur Berechnung der HHR-Parameter (KNN 1 bis 3) konnte nun ein KNN trainiert werden, welches die 1D-Klassifizierung des Untergrundes aufgrund der zuvor erwähnten HHR-Parameter vornimmt (vgl. Abb.6.1.1). Für dieses KNN, es wird im folgenden als KNN 4 bezeichnet, wurde folgende Netzarchitektur verwendet :

- Eine Eingabeschicht mit 6 Eingabeneuronen (plus ein bias-Neuron)
- Zwei Innere Schichten dessen Neuronen mit Aktivierungsfunktionen vom Typ Hypsigmoid_11 (vgl. Tab.5.1) arbeiten.
- Eine Ausgabeschicht mit 1 Ausgabeneuron. Hier wurde ein Neuron mit einer Aktivierungsfunktion vom Typ kubisch_sigmoid_01 verwendet (vgl. Tab.5.1)

- Alle Neuronen sind mit allen Neuronen nachfolgender Schichten verbunden („feedforward“-Netzwerk).

Für das Training dieses KNN wurden zuerst für 2SM die synthetischen KSV für die vier Meßfrequenzen f_1 bis f_4 berechnet (vgl. Kap.4.1). Diese berechneten KSV wurden anschließend mit Hilfe der Netze KNN 1 bis KNN 3 als HHR interpretiert. Die Netzausgänge dieser KNN wurden unmittelbar als Eingabe für KNN 4 verwendet. Der gewünschte Netzausgang leitet sich direkt aus dem Verhältnis ρ_1/ρ_2 ab (für den HHR ist $\rho_1/\rho_2 = 1$). Die Trainingsvektoren für dieses KNN haben daher die Form (vgl. Gleichung (5.3) und Abbildung 6.1.1)

$$\left(\begin{array}{c} \rho_1/\rho_2 \\ \rho_1/\rho_2 \\ \rho_1/\rho_2 \\ \rho_1/\rho_2 \end{array} \middle/ \begin{array}{c} \rho_1/\rho_2 \\ \rho_1/\rho_2 \\ \rho_1/\rho_2 \\ \rho_1/\rho_2 \end{array} \right)$$

INPUT TARGET OUTPUT

Für das Training von KNN 4 wurden 667 Trainingsvektoren verwendet, bei welchen die Parameter der korrespondierenden 2SM in den folgenden Bereichen variiert wurden (siehe Abb.1.1 bzw. 3.1) :

- h_0 : 30m bis 100m
- h_1 : 1m bis 100m
- ρ_1 und ρ_2 : $1\Omega\text{m}$ bis $1000\Omega\text{m}$

Die Auswahl der 667 Trainingsvektoren erfolgte mit Hilfe einer Clusteranalyse (siehe Kap.7.1).

Mit diesen Trainingsvektoren wurden verschiedene KNN mit der zuvor erwähnten Netzarchitektur, jedoch unterschiedlicher Anzahl an Neuronen in den beiden Inneren Schichten, trainiert.

Die besten Ergebnisse zeigte ein KNN mit 40 Neuronen in jeder Inneren Schicht (siehe Kap.8.2).

7.4. Training der KNN zur Erkennung elektrisch leitfähiger Gangstrukturen (KNN 5a und 5b)

7.4.1. Trainings- und Testdaten

Um ein KNN für die Erkennung einer bestimmten 2D-Struktur zu trainieren sind grundsätzlich zwei Typen von Profilen erforderlich : Profile, welche den charakteristischen Anomalientyp der gesuchten Struktur aufweisen und Profile, welche den charakteristischen Anomalientyp der gesuchten Struktur nicht aufweisen. Diese Forderung mag zwar einfach erscheinen, wirft aber bei genauerer Betrachtung einige Probleme auf.

Ein KNN kann klarerweise nur dann eine 2D-Struktur anhand der entsprechenden Anomalienform erkennen, wenn es diese beim Training „gesehen“ hat. Um diese Forderung zu erfüllen muß man entweder eine Vielzahl von Fallbeispielen aus der Meßpraxis haben und/oder in der Lage sein die Anomalien der gesuchten 2D-Struktur synthetisch zu berechnen. Da keine entsprechenden Fallbeispiele für das Training zur Verfügung standen, wurden dafür synthetische berechnete Anomalien von Gangstrukturen verwendet (vgl. Kap.4.2 und Modellgruppe 5 in Tabelle 7.4.1.1).

Tabelle 7.4.1.1 : Synthetische Profildaten (1000m Profillänge). Bei den Modellgruppen 4 und 5 liegt die Anomalie im Zentrum des betrachteten Profilsabschnittes (siehe Abb.7.4.1.1).

Modellgruppe	Anzahl	Bemerkungen
1. homogener Halbraum (HHR)	27	$\rho_1=1$ bis 10000 Ωm ; $h_0 = 40,55,70\text{m}$
2. HHR mit $\pm 1\text{ppm}$ Fehler	27	siehe auch Kap.7.4.1.1
3. homogene 2-Schichtmodelle (2SM)	144	$\rho_1=1$ bis 1000 Ωm ; $h_0 = 40,55,70\text{m}$ $\rho_2=1$ bis 1000 Ωm ; $h_1 = 1$ bis 31,6m (siehe Abb.3.1)
4. vertikaler Kontakt	168	$\rho_1=1$ bis 10000 Ωm ; $h_0 = 40,55,70\text{m}$ $\rho_2=1$ bis 10000 Ωm (siehe Abb.7.4.1.1)
5. Gang	192	$h_0 = 40,55,70\text{m}$; $d = 2, 5, 10, 20\text{m}$ $t = 2, 5, 10, 20\text{m}$; $\sigma \cdot t$ -Produkt = 10, 30, 100, 300S ; $\rho_1 = 1000 \Omega\text{m}$ (siehe Abb.7.4.1.1)
6. 2-Schicht Zufallsmodelle	200	siehe Kap. 7.4.1.2
7. symmetrische Profile von 3-Schicht Zufallsmodellen	100	siehe Kap. 7.4.1.2
8. 3-Schicht Zufallsmodelle	100	siehe Kap. 7.4.1.2
9. 4-Schicht Zufallsmodelle	400	siehe Kap. 7.4.1.2
Gesamt	1358	

Als Ergänzung wurden für 64 der 192 Profile über Gangstrukturen (siehe Tab.7.4.1.1 - Modellgruppe 4) zusätzliche Profile berechnet, deren jeweilige Anomalien mit einem Fehler von $\pm 0.5\text{ppm}$ versehen wurden (siehe Abschnitt 7.4.1.1). Diese zusätzlichen Profile dienten im Anschluß zum Training des KNN 5b (vgl. Tab.7.4.2.1).

Zusätzlich wurden für die in Tabelle 7.4.1.1 angeführten 192 Gangstrukturen jeweils 2000m lange Profile berechnet (der Gang befindet sich auch hier in der Mitte des Profiles). Zu diesen 192 Profilen wurden dann auch jeweils Profile berechnet deren Anomalien mit einem Fehler von $\pm 1\text{ppm}$ bzw. $\pm 2\text{ppm}$ versehen wurden (siehe Abschnitt 7.4.1.1). Anhand dieser 576 Profile wurde später das Verhalten der Gangklassifizierung untersucht wenn sich die Ganganomalie nicht im Zentrum des betrachteten Profilabschnittes von 1000m Länge befindet. Dafür wurden die 2000m langen Profile in 201 Abschnitte mit je 1000m Länge zerlegt.

Ein vollkommen anderes Problem wirft die Forderung auf, dem KNN Profile mit Anomalien zu präsentieren, welche nicht den charakteristischen Anomalientyp der gesuchten Struktur zeigen. Theoretisch gibt es nämlich eine Vielzahl solcher möglicher Profile. Man kann nun entweder die Profile der KSV anderer 2D-Strukturen berechnen (siehe Modellgruppe 4 in Tabelle 7.4.1.1) oder man setzt punktweise ein Profil aus KSV zusammen, welche jeweils für 1D-Modelle berechnet wurden (siehe Modellgruppen 1 bis 3 und 6 bis 9 in Tabelle 7.4.1.1). Rückblickend gesehen ist meiner Ansicht nach letztere Methode vorzuziehen, da sie vor allem rechentechnisch wesentlich einfacher zu realisieren ist.

Für das Training des KNN sollte die Anzahl der Trainingsvektoren möglichst klein gehalten werden (kürzere Trainingszeiten). Hier hat sich die in Kapitel 7.1 erklärte Methode einer Auswahl von Trainingsdaten aus einem relativ großen Kollektiv von möglichen Trainingsvektoren aus sehr zielführend erwiesen. Um die trainierten KNN (d.h. diese KNN sind bereits in der Lage die Trainingsvektoren korrekt zu klassifizieren) zu testen, wurde mit ihnen an jenen Profilen, die nicht zu Training benutzt wurden, eine Klassifizierung

durchgeführt. Die Resultate dieser Klassifizierung wurde anschließend mit den gewünschten Klassifizierung verglichen (siehe Kap.8.3).

Die Berechnungen für die Modellgruppen 1, 2, 3, 6, 7, 8 und 9 (siehe Tab. 7.4.1.1) wurden mit Hilfe des in Kapitel 4.1 (Modellrechnung für 1D-Strukturen) besprochenen Modellrechnungsprogramms durchgeführt. Die Berechnungen für die Modellgruppen 4 und 5 erfolgten mit dem Programm EMIGMA (vgl. Kap. 4.2).

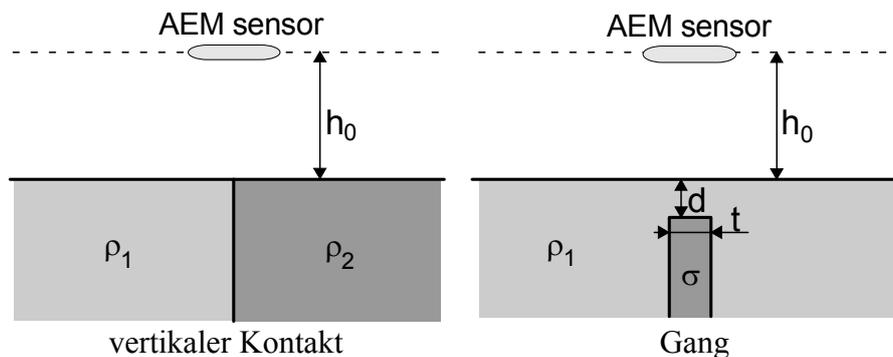


Abbildung 7.4.1.1 : Skizzen der berechneten 2-dimensionalen Strukturen (vgl. Tab.7.4.1.1)

7.4.1.1 Verrauschen der synthetischen Profildaten ($\pm 0.5\text{ppm}$, $\pm 1\text{ppm}$ und $\pm 2\text{ppm}$)

Für die Berechnung eines synthetischen Fehlers wurde zuerst ein Startwert des Fehlers zwischen -1ppm und $+1\text{ppm}$ (bzw. -2ppm und $+2\text{ppm}$ oder -0.5ppm und $+0.5\text{ppm}$) mittels Zufallsalgorithmus festgelegt. Für alle nachfolgenden Abweichungen der KSV des Profils wurden nur noch die Fehleränderungen ($\pm 0.2\text{ppm}$ Änderung für $\pm 1\text{ppm}$ und $\pm 2\text{ppm}$ Fehler bzw. $\pm 0.15\text{ppm}$ Änderung für $\pm 0.5\text{ppm}$ Fehler) zum jeweils nächsten Meßpunkt mittels Zufallsalgorithmus berechnet. Führt die Änderung des Fehlers dazu, daß der Fehler den vorgegebenen Fehlerbereich verläßt, so wird das Vorzeichen der Änderung umgekehrt. Auf diese Weise erhält man einen Fehler, welcher nicht ohne weiteres durch einen Tiefpaßfilter unterdrückt werden kann.

7.4.1.2 Berechnung der Zufallsmodelle (Modellgruppen 6-9)

Für die Berechnung der Zufallsmodelle wurden zunächst für die Modellparameter von 2SM (bzw. 3-Schichtmodelle und 4-Schichtmodelle) für das gesamte Profil Zufallswerte bestimmt. Konkret wurde zuerst für jeden Parameter des Modelles am Profilanfang ein zufälliger Startwert ermittelt. Für alle nachfolgenden Profilpunkte wurden dann nur noch die Änderung dieser Parameter per Zufallsgenerator ermittelt. Im Falle der symmetrischen Zufallsprofile wurden die Parameterwerte nur bis zum Profilvermittelpunkt berechnet und dann um das Zentrum gespiegelt (Modellgruppe 7).

Mit Hilfe dieser 1D Modellparameter wurden dann an jedem Meßpunkt die korrespondierenden KSV entsprechend dem jeweiligen geschichteten homogenen Halbraum berechnet.

7.4.2. Training

Für das Training von KNN 5a und KNN 5b wurden von den vorhandenen 1358 Modellen (siehe Tab.7.4.1.1) aus jeder Modellgruppe eine Anzahl von Trainingsvektoren mittels Clusteranalyse (siehe Kap.7.1) ausgewählt (siehe Tab. 7.4.2.1). Die Auswahl der Trainingsvektoren erfolgte in mehreren Schritten :

Zunächst wurden mittels Clusteranalyse aus den Zufallsprofilen (Modellgruppen 6-9) eine Anzahl von Profilen ausgewählt. Der Datensatz mit den derart ausgewählten Zufallsprofilen wurde anschließend durch die Profile der Modellgruppen 1 bis 4 (siehe Tab. 7.4.1.1) ergänzt. Aus diesem Datensatz wurden letztlich mittels Clusteranalyse jene Trainingsvektoren ausgewählt, die dem KNN zeigen sollten wann keine elektrisch leitfähige Gangstruktur vorliegt. Andererseits wurde aus den vorhandenen Profilen über elektrisch leitfähigen Gangstrukturen (Modellgruppe 5) mittels Clusteranalyse eine Anzahl von Trainingsvektoren ausgewählt.

In einem letzten Schritt wurden all jene Profile aus den Modellgruppen 1 bis 4 und 6 bis 9 aus dem Trainingsdatensatz entfernt, deren Anomalien zu große Ähnlichkeit mit den Anomalien der gesuchten 2D-Struktur aufwiesen. Diese Maßnahme sollte verhindern, daß das KNN gezwungen wird annähernd gleiche Eingangsvektoren stark unterschiedlich zu bewerten. Derartige „Unstetigkeiten“ können das Training erschweren oder sogar unmöglich machen.

Gemäß dem Lösungsansatz für die 2D-Klassifizierung (siehe Kap.6.2) haben die Trainingsvektoren für diese KNN die Form (vgl. Gleichung (5.3) und Abbildung 6.2.1)

$$\left(\begin{array}{c} \text{Klassifizierung} \\ \text{INPUT} \end{array} \right) / \left(\begin{array}{c} \text{Klassifizierung} \\ \text{TARGET OUTPUT} \end{array} \right)$$

Bei Profilen über Gangstrukturen (Modellgruppe 5) wurde der gewünschte Netzausgang (TARGET OUTPUT) auf 0.9, bei allen anderen Profilen auf 0.1 gesetzt.

Für die KNN, welche die eigentliche 2D-Erkennung vornehmen (KNN 5a und 5b) wurde folgende Netzarchitektur gewählt :

- Eine Eingabeschicht mit 183 (3x61) Eingabeneuronen (plus ein bias-Neuron)
- Zwei innere Schichten mit Neuronen vom Typ Hypsigmoid (siehe Tab.5.1).
- Eine Ausgabeschicht mit einem Neuron vom Typ cubic sigmoid (siehe Tab.5.1).
- Jedes Neuron einer Schicht ist mit allen Neuronen nachfolgender Schichten verbunden (feedforward-Netzwerk).

Die Anzahl der Neuronen in den beiden inneren Schichten wurde beim Training zwischen 1 und 6 variiert.

Wie aus der Zusammenstellung in Tabelle 7.4.2.1 bereits hervorgeht, wurden die Netz nur mit Profilen trainiert in denen sich die Anomalie des Ganges genau in der Mitte des Profilssegmentes befindet. Um zu verhindern, daß nur die Symmetrie der Anomalie um das Profilverzentrum erkannt wird, wurden auch 22 bzw. 24 symmetrische Profile von 3-Schicht Zufallsmodellen (Tab. 7.4.2.1 - Modellgruppe 7) zum Training verwendet. Als Eingabewerte von KNN 5a und KNN 5b werden die SEW der drei verschiedenen HHR herangezogen, deren Berechnung bereits in Kap.7.2 beschrieben wurde (KNN 1 bis 3).

Tabelle 7.4.2.1 Anzahl der für das Training von KNN 5a und KNN 5b verwendeten Modelle.
(wegen der Modellgruppen siehe Tab.7.4.1.1)

Modellgruppe	1	2	3	4	5	6	7	8	9	Gesamt
KNN 5a - Anzahl	6	11	21	66	128 (\Rightarrow * 2 x 64)	113	22	18	0	385
KNN 5b - Anzahl	6	11	21	66	128 (\Rightarrow * 2 x 64) + **64	89	24	44	143	596

* Da die zu erkennende Struktur mit 64 Vektoren bei den Trainingsdaten sonst unterrepräsentiert wäre, wurde jeder der ausgewählten Vektoren im Trainingsdatensatz zweimal verwendet.

** Die ausgewählten 64 Gangprofile wurden zusätzlich mit einem Fehler von ± 0.5 ppm versehen (± 0.15 ppm Fehleränderung). Dadurch sollte das Netz unempfindlicher gegen Schwankungen bei niedrigen ppm-Werten gemacht werden.

Mit den beiden unterschiedlichen Trainingsdatensätzen wurden jeweils eine Vielzahl von KNN trainiert. Anhand von Testdatensätzen wurden die KNN getestet und für jeden Trainingsdatensatz das beste KNN ausgewählt (vgl. Kap.8.3). Nach umfangreichen Tests fiel die Wahl auf zwei KNN, mit je drei Neuronen in der 1.inneren Schicht und einem Neuron in der 2.inneren Schicht (plus ein bias-Neuron in jeder inneren Schicht), für die Erkennung der 2D-Gangstrukturen.

7.5. Realisierung der 1D und 2D Klassifizierung in einem Computerprogramm

Als letzter Schritt wurden die KNN 1 bis 5b in einem einzigen Computerprogramm gemäß den Konzepten (siehe Kap.6) zusammengefaßt. Der Ablauf dieses Programmes soll hier kurz erläutert werden.

Die Interpretation der Meßdaten erfolgt profilweise, wobei die Annahme getroffen wird, daß die Profile in erster Näherung geradlinig verlaufen.

1.Schritt :

Als erstes werden die Meßwerte (gemessene KSV) aller 4 Frequenzen für das gesamte Meßprofil in das Programm eingelesen. Basierend auf diesen Meßwerten berechnen die Netze KNN 1 bis 3 die Modellparameter der drei verschiedenen HHR (vgl. Abb. 6.1.1 und Abb. 6.2.1) für den gesamten Profilverlauf.

2.Schritt :

Für die SEW der im 1.Schritt berechneten HHR werden nun Profile mit äquidistanten Punktabständen berechnet. Die Koordinaten und die SEW-Werte für eine Position im äquidistanten Punktraster werden dabei zwischen dem vorangegangenen und dem nachfolgenden Meßpunkt linear interpoliert.

Für die 2D-Klassifikation werden aus diesen äquidistanten Profilen 1000m lange Profilstücke herausgeschnitten. Diese Profilstücke werden sowohl durch KNN 5a als auch durch KNN 5b interpretiert. Das Minimum der beiden Netzausgänge wird als Ausgang der 2D-Klassifikation angesehen (vgl. Abb.6.2.1). Indem man die Netzausgänge den Mittelpositionen der Profilstücke zuordnet, kann durch die Wiederholung des Klassifizierungsvorganges entlang des Profiles eine profilmäßige Erfassung der Netzausgänge ermittelt werden.

Um Ausreißer in diesen Klassifizierungsprofilen abzuschwächen werden hochfrequente Anteile durch eine gleitende Mittelwertbildung über 5 Stützstellen abgedämpft.

Anschließend werden zusammenhängende Bereiche in denen die SEW der äquidistanten Profile als elektrisch leitfähiger vertikaler Gang klassifiziert wurden als eine Gangerkennung

zusammengefaßt. Die Zentren derartiger Bereiche werden als Lage des Ganges angesehen. Außerdem werden der Anfang und das Ende dieser Gangbereiche ausgegeben.

Da die 2D-Klassifizierung anhand von Profilen mit äquidistanten Meßpunkten, welche aus den Originalprofilen abgeleitet wurden, durchgeführt wird, müssen in einem letzten Schritt die Positionen der erkannten Gangbereiche auf den äquidistanten Profilen auf die Originalprofile übertragen werden. D.h., für jeden Meßpunkt der Originalprofile wird überprüft, ob er innerhalb eines Gangbereiches der entsprechenden äquidistanten Profile liegt. Ist das der Fall, so wird diese Meßposition entsprechend markiert und für die nachfolgende 1D-Interpretation nicht mehr herangezogen.

3.Schritt :

Die im 1.Schritt berechneten Profile mit den Modellparametern der HHR werden nun von KNN 4 dahingehend untersucht, ob die Meßwerte an den entsprechenden Profilpositionen besser als HHR oder als 2SM interpretiert werden sollten (vgl. Abb.6.1.1). Dabei werden allerdings nur jene Meßpunkte betrachtet deren Meßwerte im Durchschnitt größer als 1.8 ppm sind (siehe Kap. 8.2) und die im 2.Schritt nicht als Teil einer Anomalie eines vertikaler Ganges klassifiziert wurden.

Die Meßwerte von jenen Meßprofilpunkten, die als 2SM interpretiert werden sollten, werden automatisch in ein eigenes Datenfile ausgeschrieben. Dieses Datenfile dient im Anschluß als Eingabefile für das Programm zur Berechnung der Modellparameter eines 2SM durch weitere KNN [7.1].

Meßwerte von Meßprofilpunkten, die als HHR interpretiert werden sollten, werden automatisch einer entsprechenden Modellrechnung zugeführt. Im Zuge dieser Modellrechnung berechnet ein KNN (dessen Entwicklung in dieser Arbeit nicht diskutiert wird) aus den KSV aller 4 Frequenzen die Parameter (ρ_1 und h_0 - vgl. Abb. 1.1) eines HHR [7.1].

8. Testen der KNN mit synthetischen Daten

Die Tatsache, daß ein KNN im Zuge des Lernprozesses „gelernt“ hat für alle verwendeten Trainingsvektoren aus den gegebenen Eingabewerten die gewünschten Ausgabewerte zu berechnen (mit hinreichender Genauigkeit), bedeutet nicht automatisch, daß dieses KNN den gewünschten Zusammenhang zwischen den Eingabe- und den Ausgabewerten gelernt hat. Als Entscheidungskriterium, ob das Training im gewünschten Sinne erfolgreich war, muß neben dem Trainingserfolg vor allem die Fähigkeit des KNN berücksichtigt werden Eingabewerte, die es beim Training nicht „gesehen“ hat, richtig zu interpretieren. Das Wort „richtig“ ist hier so zu verstehen, daß die Ausgabewerte des KNN mit den gewünschten Ausgabewerten, im Rahmen der geforderten Genauigkeit, übereinstimmen. Die für diese Tests herangezogenen Datenvektoren werden logischerweise als Testvektoren bezeichnet.

8.1. Tests an den KNN 1 bis 3

Bei diesen Tests wurden die Absolutbeträge der prozentuellen Abweichungen zwischen den Ergebnissen der Netze (h_{01} , ρ_{11} , h_{02} , ρ_{12} , h_{03} , ρ_{13} - siehe Abb.6.1.1) und den Modellparametern h_0 und ρ_1 der Testmodelle berechnet. Auf diese Weise erhält man Aussagen über die Zuverlässigkeit der berechneten Flughöhe und des SEW.

Tabelle 8.1.1 Variationsbereiche der Parameter der HHR zur Berechnung der Testvektoren, bzw. Anzahl der Testvektoren für die jeweiligen KNN (vgl. Tab.7.2.1).

	SEW	Sondenhöhen	Anzahl der Testvektoren
KNN 1	1 bis 1000 Ω m	29 bis 151 m	32612
KNN 2	1 bis 6000 Ω m	30,5 bis 150,5 m	35746
KNN 3	1 bis 6000 Ω m	29 bis 151 m	22816

Für die Auswahl der geeignetsten KNN wurden alle erfolgreich trainierten KNN mit der in Tabelle 8.1.1 angegebenen Anzahl an Testvektoren getestet. Wie bereits in Kapitel 7.2 erläutert, wurde dabei auf den Umstand Wert gelegt, daß die ausgewählten KNN für eine Sondenhöhe von etwa 50m möglichst gute Ergebnisse liefert (siehe Abbildungen 8.1.1 bis 8.1.3).

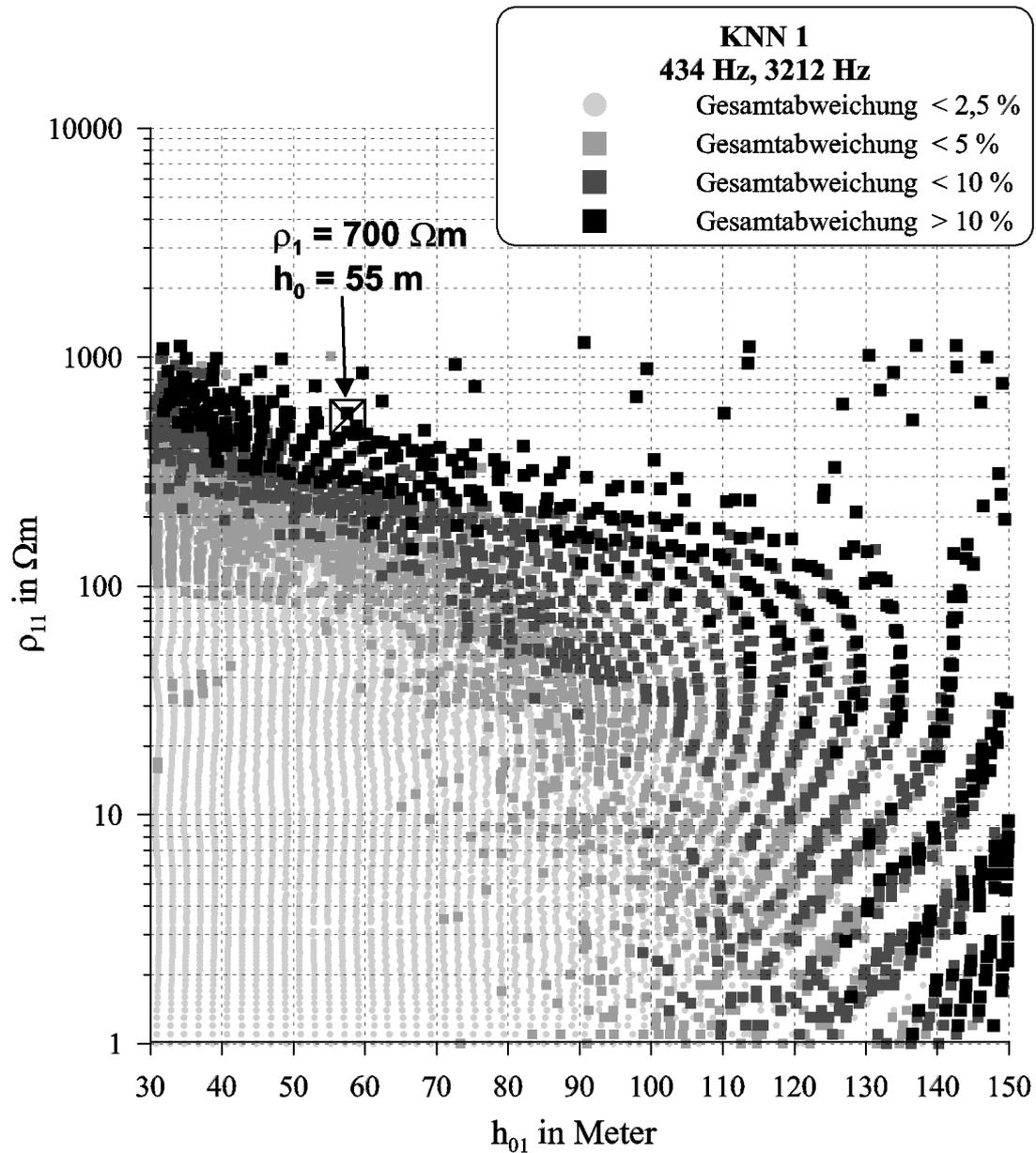


Abbildung 8.1.1 : Testergebnisse von KNN 1 ($n = m = 15$, vgl. Abbildung 7.2.1). Dargestellt ist die maximale absolute prozentuelle Abweichung der Parameter für die einzelnen HHR (Gesamtabweichung). Außerdem wurde die Netzantwort auf die synthetischen KSV eines HHR mit $\rho_1=700\Omega\text{m}$ und $h_0=55\text{m}$ markiert.

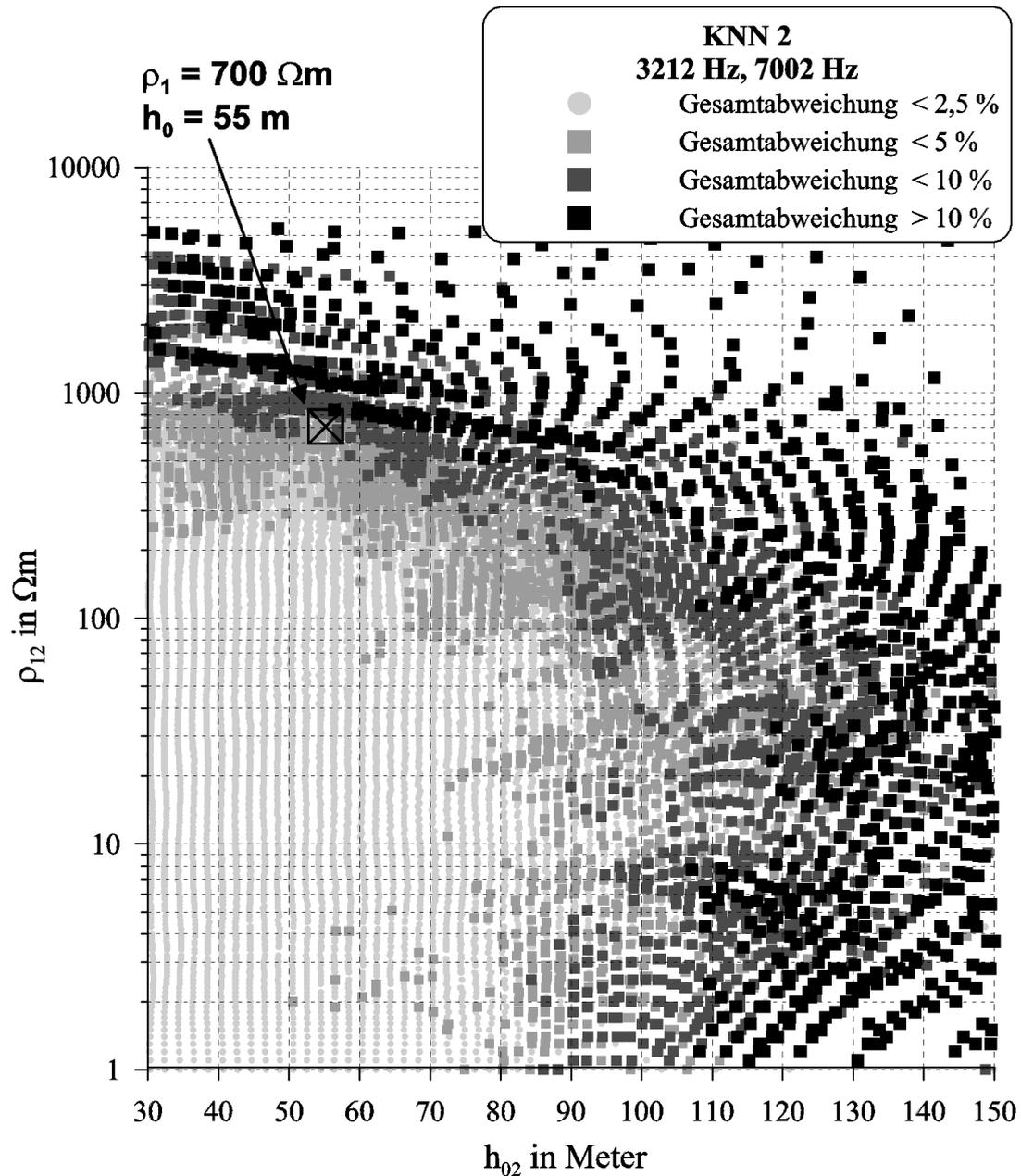


Abbildung 8.1.2 : Testergebnisse von KNN 2 ($n = m = 14$, vgl. Abbildung 7.2.1). Dargestellt ist die maximale absolute prozentuelle Abweichung der Parameter für die einzelnen HHR (Gesamtabweichung). Außerdem wurde die Netzantwort auf die synthetischen KSV eines HHR mit $\rho_1=700\Omega\text{m}$ und $h_0=55\text{m}$ markiert.

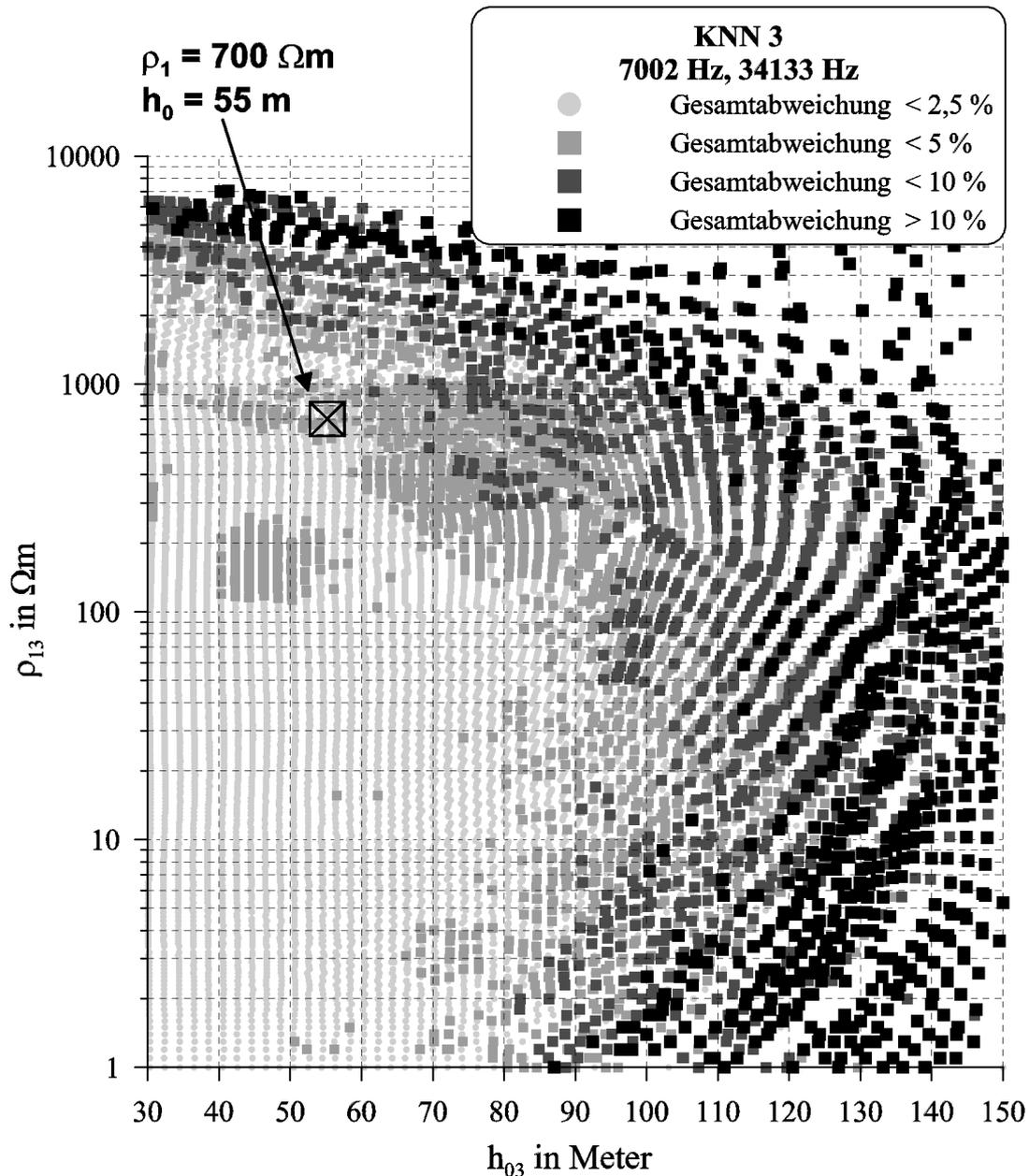


Abbildung 8.1.3 : Testergebnisse von KNN 3 ($n = m = 9$, vgl. Abbildung 7.2.1). Dargestellt ist die maximale absolute prozentuelle Abweichung der Parameter für die einzelnen HHR (Gesamtabweichung). Außerdem wurde die Netzantwort auf die synthetischen KSV eines HHR mit $\rho_1=700\Omega\text{m}$ und $h_0=55\text{m}$ markiert.

Die Abbildungen 8.1.1 bis 8.1.3 machen einen nicht unbedeutenden Sachverhalt deutlich. Bei größeren SEW des Untergrundes bzw. bei ansteigenden Flughöhen ist bei allen Frequenzen eine Abnahme der Werte der KSV zu beobachten. Je kleiner aber umgekehrt die KSV werden, desto schwieriger ist es, im Rahmen einer vorgegebenen Meßgenauigkeit, auf die Parameter (und besonders auf den SEW) eines entsprechenden HHR Rückschlüsse zu ziehen.

Kommen die KSV schließlich in die Größenordnung der Meßgenauigkeit, so kann eigentlich keine quantitative Modellrechnung mehr durchgeführt werden. Es werden daher Gruppen von theoretisch denkbaren HHR zu Clustern zusammengefaßt und nur ein repräsentatives Modell für jeden dieser Cluster ausgegeben. Für sehr kleine komplexe KSV kann daher nur noch die Aussage getroffen werden, daß der SEW größer als ein bestimmter Wert ist. Diese

Einschränkungen in den prinzipiellen Möglichkeiten einer Inversion sind bei einer entsprechenden Widerstandsverteilung bei den niedrigen Frequenzen weit stärker ausgeprägt als bei den hohen Frequenzen. Vergleich man die Abbildungen 8.1.1 bis 8.1.3 miteinander, so kann man deutlich erkennen, daß der Bereich zuverlässiger Modellrechnungsergebnisse für KNN, die mit niedrigeren Frequenzen arbeiten, kleiner wird.

Diesem Sachverhalt muß bei der Interpretation Beachtung geschenkt werden, da es sonst zu Fehlinterpretationen kommen kann. Berechnet man z.B. die SEW und die theoretische Flughöhe aus den synthetischen KSV eines HHR-Modelles mit $\rho_1=700\Omega\text{m}$ und $h_0=55\text{m}$ mittels der KNN 1 bis KNN 3, so kann folgendes Verhalten beobachtet werden (siehe Markierungen in Abb.8.1.1 bis 8.1.3). Während das KNN3 diese Halbraumparameter noch mit hoher Genauigkeit wiedergeben kann ($\rho_1=701.1\Omega\text{m}$ und $h_0=55.2\text{m}$), befindet man sich bei KNN2 bereits in einem Bereich geringerer Genauigkeit ($\rho_1=706.9\Omega\text{m}$ und $h_0=55.2\text{m}$). Besonders dramatisch wird die Situation jedoch bei dem Resultat von KNN 1. Hier liegt der berechnete SEW deutlich unter $700\Omega\text{m}$ ($\rho_1=546.8\Omega\text{m}$ und $h_0=57.6\text{m}$). Ich möchte an dieser Stelle betonen, daß dieses Verhalten nicht die Unzuverlässigkeit der Modellrechnung selbst, sondern die Grenzen der Methode an sich widerspiegelt.

Würde man also ohne entsprechendes Wissen die drei SEW betrachten, so könnte man annehmen, daß der SEW mit der Tiefe abnimmt. Man würde damit also fälschlicherweise davon ausgehen, daß es sich hier keinesfalls um einen HHR handeln kann.

Das KNN 4 zur 1D-Klassifizierung ist jedoch in der Lage derartige Effekte mit zu berücksichtigen.

8.2. Tests am KNN zur 1D Klassifizierung der Meßwerte (KNN 4)

Da das Netz KNN 4 mit den Ausgabewerten der Netze KNN 1 bis 3 arbeitet (vgl. Abb.6.1.1), wurde KNN 4 immer in Kombination mit KNN 1 bis 3 getestet.

Für diese Tests wurden die KSV von 79380 synthetischen 2SM berechnet. Die Parameter dieser Modelle variieren in folgenden Bereichen :

h_0 : 31m bis 101m (9 Schritte)

h_1 : 1m bis 100m (20 Schritte)

ρ_1 und ρ_2 : $1\Omega\text{m}$ bis $9999\Omega\text{m}$ (je 21 Schritte)

Diese fast 80000 2SM enthalten natürlich auch etliche Modelle, welche realistischerweise als HHR interpretiert werden können (z.B. $\rho_1 \approx \rho_2$, großes h_1 bei kleinem ρ_1 , kleines h_1 bei großem ρ_1 , usw.).

Die komplexen KSV wurden nun durch die vier KNN (KNN 1 bis 4; vgl. Abb.6.1.1) interpretiert und die Ergebnisse der KNN den tatsächlichen Verhältnissen (aus den theoretischen Modellen) gegenübergestellt. Dabei stellte sich zuerst heraus, daß zu kleine KSV nicht, oder nur sehr schlecht, interpretiert werden können. Deshalb wurden für die weiteren Untersuchungen nur jene 2SM herangezogen, bei denen der Mittelwert der KSV (gemessen in ppm) größer als 1.8 ppm ist. Zieht man nur jene Testvektoren heran, die diese Bedingung erfüllen (immerhin noch 66.739 Modelle, 12.641 Modelle können nicht interpretiert werden), so erhält man bei einer Gegenüberstellung des Netzausganges (des letztlich ausgewählten KNN 4) zum tatsächlichen Verhältnis ρ_1/ρ_2 den in Abbildung 8.2.1 dargestellten Zusammenhang. Diesen Tests zufolge kann mit diesen KNN ein Netzausgang der größer als 0.1432 ist als 2SM mit $\rho_1 > \rho_2$ (10.354 Modelle), ein Netzausgang der kleiner als -0.2146 ist als 2SM mit $\rho_1 < \rho_2$ (20.874 Modelle) und ein Netzausgang der zwischen den beiden genannten Grenzen liegt als HHR (35.511 Modelle) interpretiert werden. Auf diese

Weise wird kein Modell mit $\rho_1 < \rho_2$ fälschlicherweise als 2SM mit $\rho_1 > \rho_2$ interpretiert und umgekehrt.

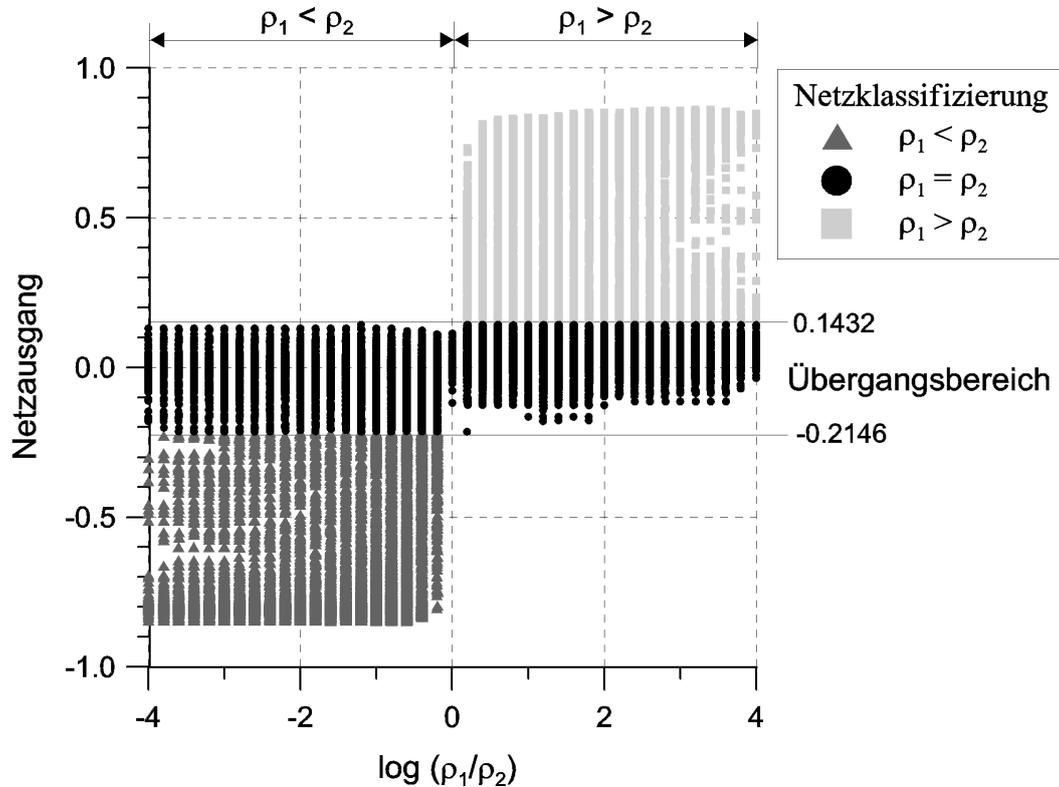


Abbildung 8.2.1 : Automatische Klassifizierung von AEM Daten durch die KNN 1 bis 4 (von 66739 Punkten - nur jeder 3.Punkt dargestellt)

Welche Testmodelle aufgrund ihrer KSV wie interpretiert werden, sieht man, wenn z.B. in einer Darstellung die Flughöhe h_0 und die Mächtigkeit der 1.Schicht h_1 konstant gehalten werden (siehe Abb.8.2.2 bis 8.2.4).

Man kann in den Abbildungen 8.2.2 bis 8.2.4 erkennen, welche Modelle als 2SM und welche als HHR identifiziert werden. In den als „Default“ bezeichneten Bereichen sind die Meßwerte für eine eindeutige Klassifizierung zu klein.

Bei geringer Mächtigkeit der 1.Schicht (siehe Abb.8.2.2) kann die Erkennung von 2SM mit $\rho_1 < \rho_2$ als problemlos angesehen werden. Hingegen werden 2SM mit $\rho_1 > \rho_2$ nur dann als solche erkannt, wenn ρ_1 relativ klein ist. Ist ρ_1 zu groß ($>100 \Omega\text{m}$), so ist der Einfluß der 1.Schicht auf die KSV offensichtlich zu gering. Diese Modelle werden als HHR klassifiziert.

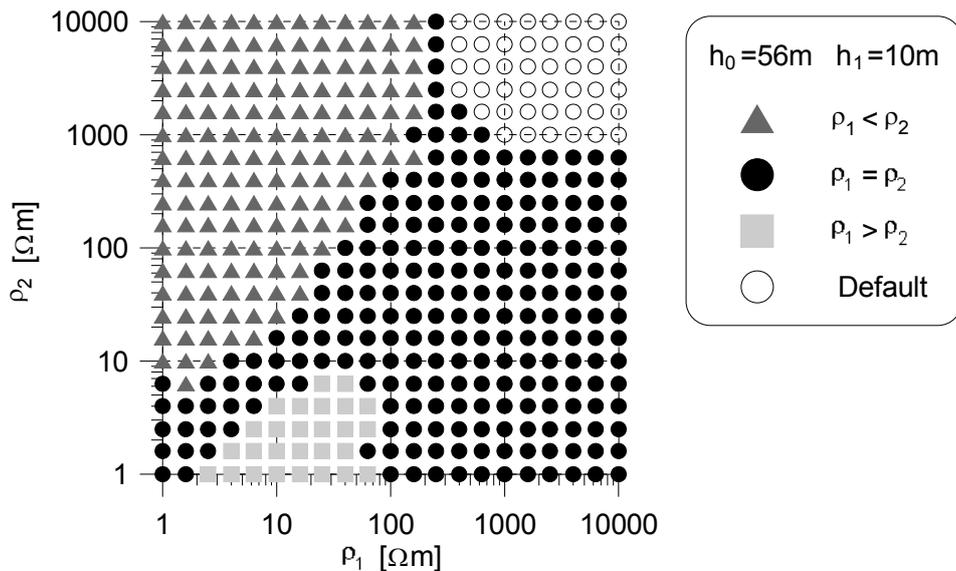


Abbildung 8.2.2 Klassifizierung von 2SM durch die KNN 1 bis 4

Mit wachsender Mächtigkeit der 1.Schicht (siehe Abb. 8.2.3 und 8.2.4) werden immer mehr 2SM mit $\rho_1 < \rho_2$ als HHR klassifiziert. Dieses Verhalten wird verständlich wenn man die Skintiefen (siehe Gleichung (6.1.1)) bei verschiedenen SEW des Untergrundes betrachtet. Je kleiner ρ_1 ist, desto geringer sind die Skintiefen der elektromagnetischen Wellen. Ist die Mächtigkeit der 1.Schicht deutlich größer als die Skintiefen der einzelnen Frequenzen (entsprechend ρ_1), so sind im Meßsignal keine (oder nur unzureichend) Informationen über die 2.Schicht enthalten.

Bei 2SM mit $\rho_1 > \rho_2$ ist eine korrekte Klassifizierung bei mittleren Mächtigkeiten der 1.Schicht (siehe Abb.8.2.3) hingegen weitgehend problemlos.

Bei großer Mächtigkeit der 1.Schicht (siehe Abb. 8.2.4) kann die 2.Schicht nur dann identifiziert werden, wenn einerseits ρ_1 groß genug ist um das Signal nicht zu stark zu dämpfen und andererseits der Widerstandscontrast der beiden Schichten ($\rho_1 : \rho_2$) groß genug ist.

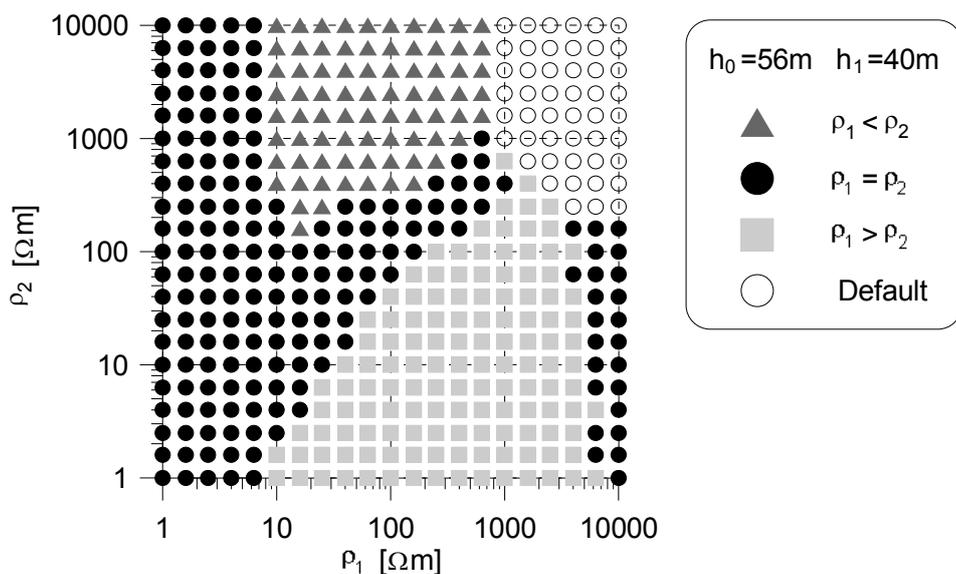


Abbildung 8.2.3 Klassifizierung von 2SM durch die KNN 1 bis 4

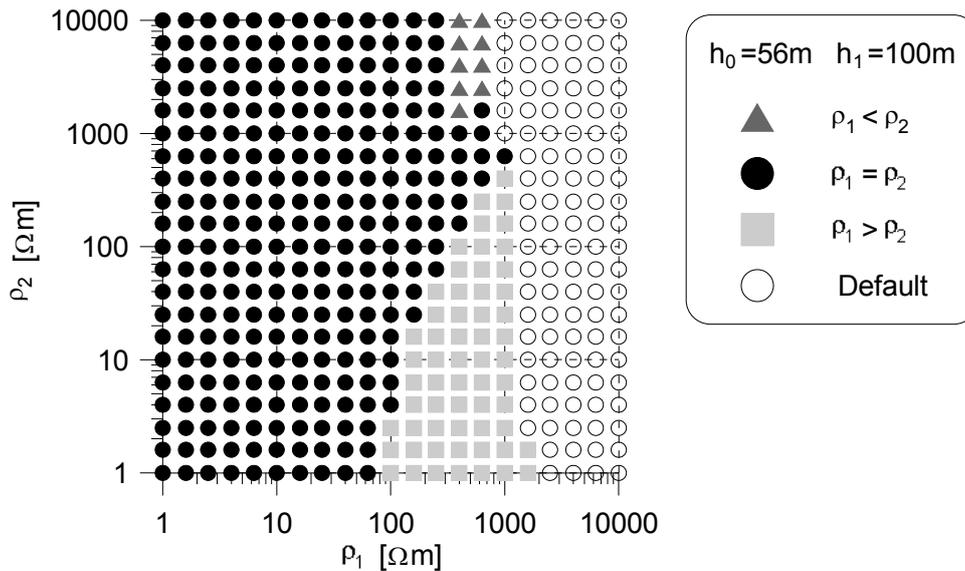


Abbildung 8.2.4 Klassifizierung von 2SM durch die KNN 1 bis 4

Man kann also davon ausgehen, daß eine eindeutige Klassifizierung dann möglich ist, wenn beide Schichten des 2SM einen deutlichen Effekt in den KSV verursachen. Dominiert eine Schicht deutlich, so können die Meßdaten sinnvollerweise nur als HHR interpretiert werden.

Zum Abschluß der Tests an den KNN 1 bis 4 mit synthetischen Daten, wurde ein Modell einer plausiblen geologischen Struktur nachgebildet (siehe Abb.8.2.5). Für dieses Modell wurden die theoretischen KSV für ein Profil in 50m Höhe (Sondenhöhe) berechnet. Dabei wurde allerdings für jeden Meßpunkt ein 2SM (bzw. ein HHR als Spezialfall eines 2SM) mit einer, dem vorgegebenen Modell entsprechenden, Schichtmächtigkeit h_1 der 1.Schicht angenommen.

Die KSV aus dieser Modellrechnung wurden dann durch die KNN 1 bis 4 interpretiert. Über die Klassifizierung hinaus wurden die KSV auch quantitativ interpretiert. Mit Hilfe von drei zusätzlichen KNN wurden die Meßwerte an allen Meßpunkten als 2SM interpretiert [7.1]. Am untersten Bild von Abbildung 8.2.5 ist klar zu erkennen, daß die Parameter der berechneten 2SM in jenen Bereichen welche als 2SM klassifiziert wurden mit dem vorgegebenen Modell gute Übereinstimmung zeigen. In Bereichen, die als HHR klassifiziert wurden weicht die berechnete Mächtigkeit der 1.Schicht deutlich von der vorgegebenen Mächtigkeit ab. Liegt nur das Resultat der 2SM-Inversion vor, so könnte in Unkenntnis des zugrundeliegenden Modelles keine Aussage getroffen werden in welchen Bereichen das 2SM zuverlässige Resultate liefert.

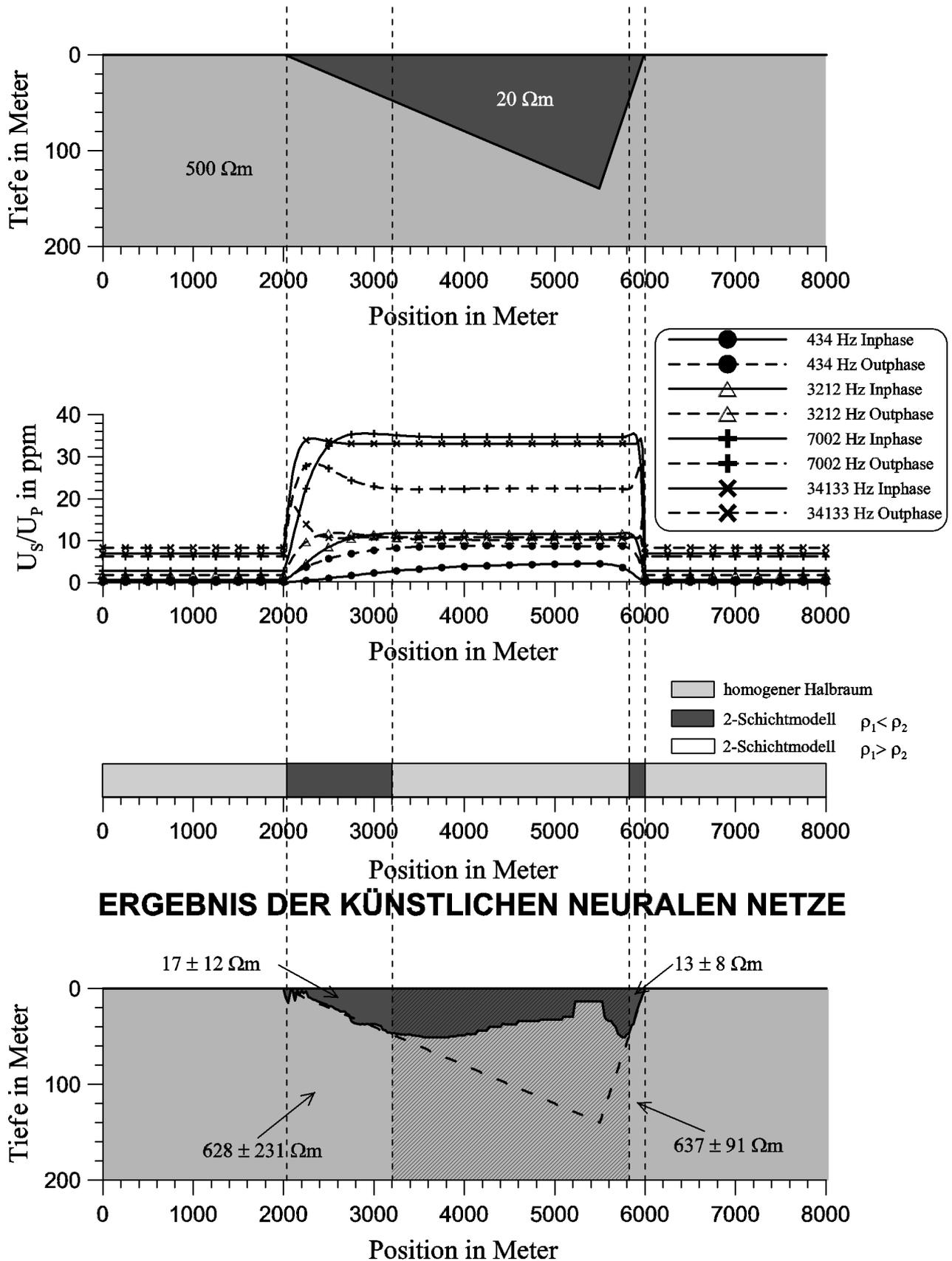


Abbildung 8.2.5 : Synthetisches Modell einer Beckenstruktur mit $\rho_1 < \rho_2$ (z.B. schluffige Sedimente auf kristallinem Grundgebirge). Die Schraffur kennzeichnet jenen Bereich im denen zwar eindeutige 2SM berechnet wurden, diese jedoch Aufgrund der 1D-Klassifizierung für die Modellierung nicht verwendet werden sollten.

8.3. Tests an den Netzen zur Erkennung elektrisch leitfähiger Gangstrukturen (KNN 5a und 5b)

8.3.1. Tests an Profilen mit 1000m Länge

Zu Beginn der Tests wurden von den insgesamt 1358 Profilen mit 1000m Länge (siehe Tab.7.4.1.1) jene Profile die nicht zum Training verwendet wurden durch die KNN 1 bis 3 und KNN 5a bzw. 5b interpretiert (siehe Abb.8.3.1.1 und Abb.8.3.1.2). D.h. zuerst wurden mit Hilfe der Netze KNN 1 bis 3 die Parameter der drei verschiedenen HHR (vgl. Kap.6.2) berechnet. Aufgrund der SEW dieser HHR wurde dann von KKN 5a bzw. 5b die Klassifizierung vorgenommen.

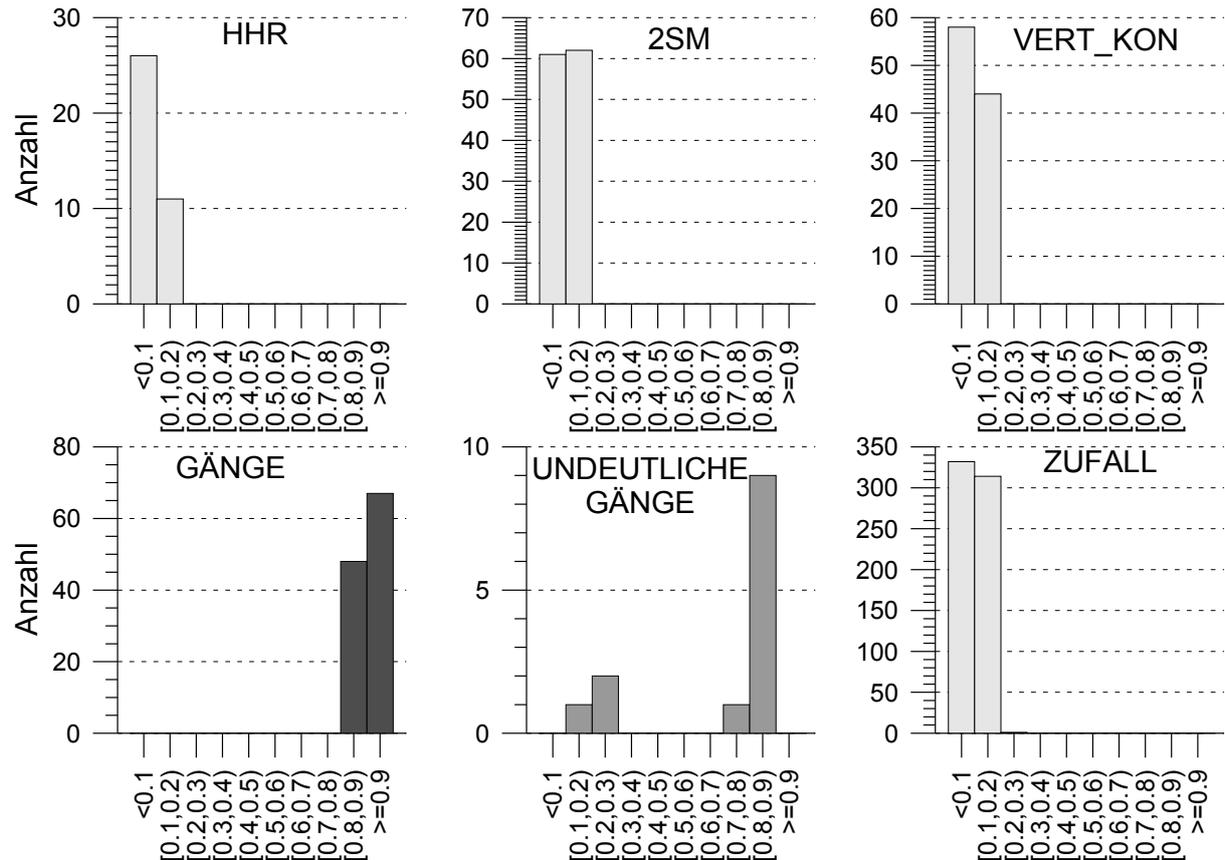


Abbildung 8.3.1.1 : Ergebnisse des Netzes KNN 5a an 973 Modellprofilen
 (HHR ... homogener Halbraum; 2SM ... 2-Schichtmodell;
 VERT_KON ... vertikaler Kontakt; UNDEUTLICHE GÄNGE ...
 Gangstrukturen, die sehr schwache Anomalien verursachen)

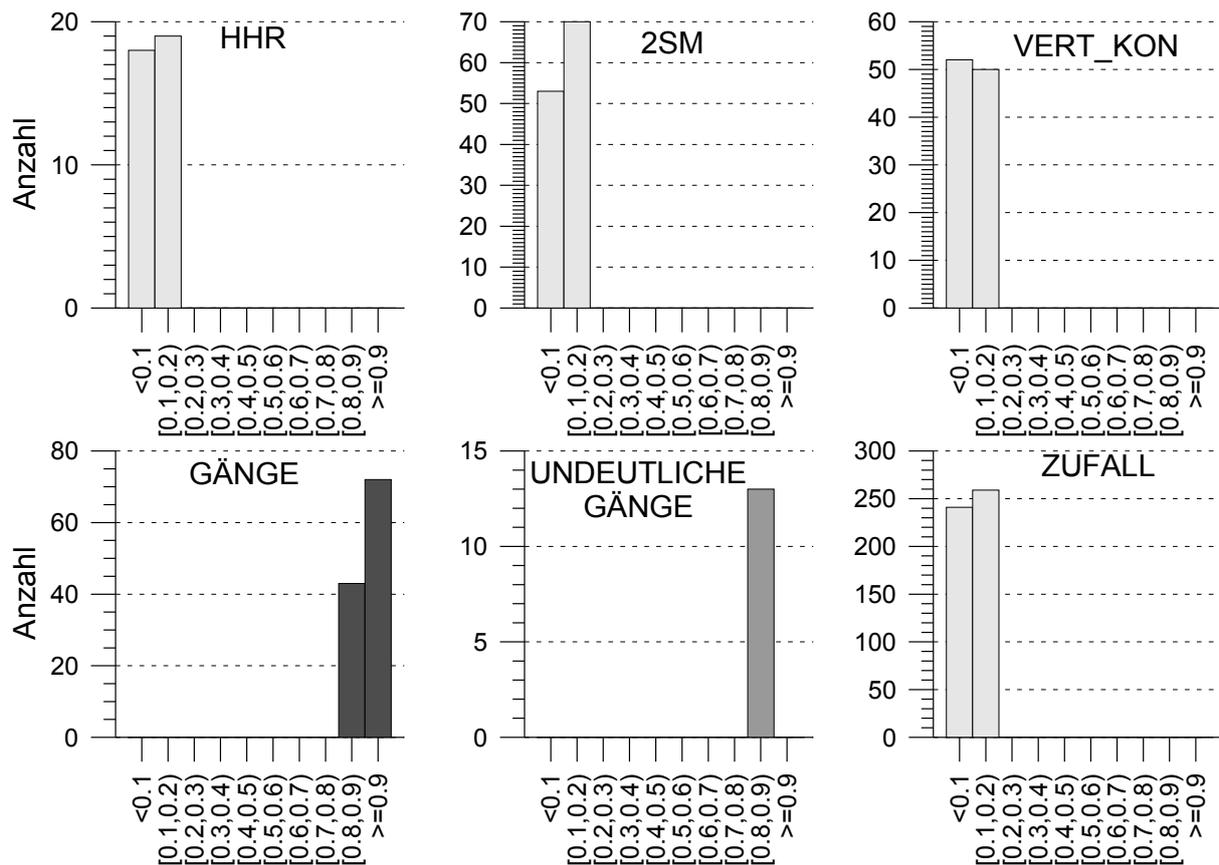


Abbildung 8.3.1.2 : Ergebnisse des Netzes KNN 5b an 762 Modellprofilen
(HHR ... homogener Halbraum; 2-S-MOD... 2-Schichtmodell;
VERT_KON ... vertikaler Kontakt; UNDEUTLICHE GÄNGE ...
Gangstrukturen, die sehr schwache Anomalien verursachen)

Diesen Tests zu Folge (siehe Abbildungen 8.3.1.1 und 8.3.1.2) lieferten jene Modelle die keinen Gang darstellen einen Netzausgang von maximal 0,3. Im Gegensatz dazu verursachten alle eindeutigen Ganganomalien Netzausgänge größer als 0,8. Bei den Modellen die als „UNDEUTLICHE GÄNGE“ bezeichnet wurden handelt es sich um Modelle von Gängen, welche derart kleine Anomalienamplituden erzeugen (Mittelwert der Anomalien aller 8 Meßwerte < 3 ppm über KSV des Hintergrundes), daß eine korrekte Klassifizierung nicht mehr erwartet werden kann. Deshalb wurde beim Training auf diese Modelle von vornherein verzichtet.

An dieser Stelle möchte ich darauf hinweisen, daß keines der 100 symmetrischen Zufallsprofile (Modellgruppe 7 - siehe Tab.7.4.1.1) irrtümlich als Gang klassifiziert wurde.

8.3.2. Tests an Profilen mit 2000m Länge :

Um zu überprüfen wie das Netz reagiert wenn sich die Ganganomalie nicht im Zentrum des Profilsegmentes befindet, wurden für alle 192 Gangmodelle, Profile mit je 2 km Länge berechnet (10m Punktabstand). Auch bei diesen Profilen befindet sich der Gang immer im Zentrum des gesamten Profiles. Außerdem wurden die KSV dieser 192 Profile mit Fehlern in einem Schwankungsbereich von $\pm 1\text{ppm}$ bzw. $\pm 2\text{ppm}$ versehen. Die Vorgangsweise zur Berechnung der Fehler wurde bereits in Kapitel 7.4.1.1 beschrieben. Auf diese Weise ergeben sich insgesamt 576 Testprofile mit je 2000m Länge.

Die KSV dieser 2000m langen Profile wurden zuerst als HHR interpretiert (vgl. Kap.6.2). Aus den Profilen mit den drei SEW der HHR wurden dann 101 Profilsegmente mit je 1000m

Länge herausgeschnitten. D.h. der Gang befindet sich immer an einer anderen Stelle des jeweiligen Profilssegmentes. Diese Profilssegmente wurden dann nacheinander durch die KNN 5a und 5b beurteilt. Der numerisch kleinere Netzausgang von KNN 5a bzw. 5b wurde als Klassifikationsergebnis angesehen. Den Ergebnissen dieser Klassifikationen wurden die Positionen der Zentren der jeweiligen Profilssegmente zugeordnet. Man erhält so als Ausgang ein Ergebnisprofil von 1000m Länge mit den Klassifikationen der KNN.

Zur weiteren Interpretation der Ergebnisprofile wird zuerst eine gleitende Mittelwertbildung über 5 Stützstellen auf das Profil angewandt. Dies geschieht hauptsächlich um kleinräumige Störungen (hauptsächlich durch Rauschen verursacht) zu reduzieren.

Im nächsten Schritt werden Bereiche, in denen der Netzausgang größer als ein Schwellwert SW1 ist, als mögliche Gangbereiche identifiziert. Überschreitet der größte Netzausgang in einem solchen Bereich einen weiteren Schwellwert SW2 ($SW1 < SW2$), so wird dieser Bereich als Gangerkennung angesehen. Als Lage der Gänge wird jeweils das Zentrum zwischen dem Beginn und dem Ende dieser Bereiche angegeben (siehe Abb. 8.3.2.1 bis 8.3.2.3).

Die Ergebnisse dieser Tests sind in Tabelle 8.3.2.1 zusammengefaßt.

Tabelle 8.3.2.1 : Ergebnisse der Tests zur Erkennung von vertikalen Gängen an 576 Profilen mit 2000m Länge ($SW1 = 0.3$; $SW2 = 0.6$)

	ohne Fehler	± 1 ppm Fehler	± 2 ppm Fehler
Anzahl der richtig erkannten Gänge	189 (98.4%)	178 (92.7%)	157 (81.8%)
Anzahl der nicht erkannten Gänge	3	14	35
Mittlere Lageabweichung der erkannten Gänge	$-9,9 \pm 4,0$ m	$-8,4 \pm 12,1$ m	$+5.1 \pm 18,5$ m
Maximale Lageabweichung der erkannten Gänge	20m	50m	75m
Anzahl der Fehlerkennungen	0	0	0

Die Abbildungen 8.3.2.1 und 8.3.2.2 zeigen exemplarisch die Netzausgabe und die daraus abgeleitete Lage des Ganges für eines der Gangmodelle ohne Fehler (siehe Abb.8.3.2.1) und mit ± 2 ppm Fehler (siehe Abb.8.3.2.2). Außerdem wurden für dieses Gangmodell die KSV für einen Sinkflug der Sonde ($h_0=80$ m bei -1000 m bis $h_0=30$ m bei 1000 m) berechnet. Auch diese KSV wurden mit Fehlern von ± 1 ppm bzw. ± 2 ppm versehen. Die Abbildung 8.3.2.3 zeigt u.a. die Netzausgabe und die daraus abgeleitete Lage des Ganges für die Anomalie mit ± 2 ppm Fehler.

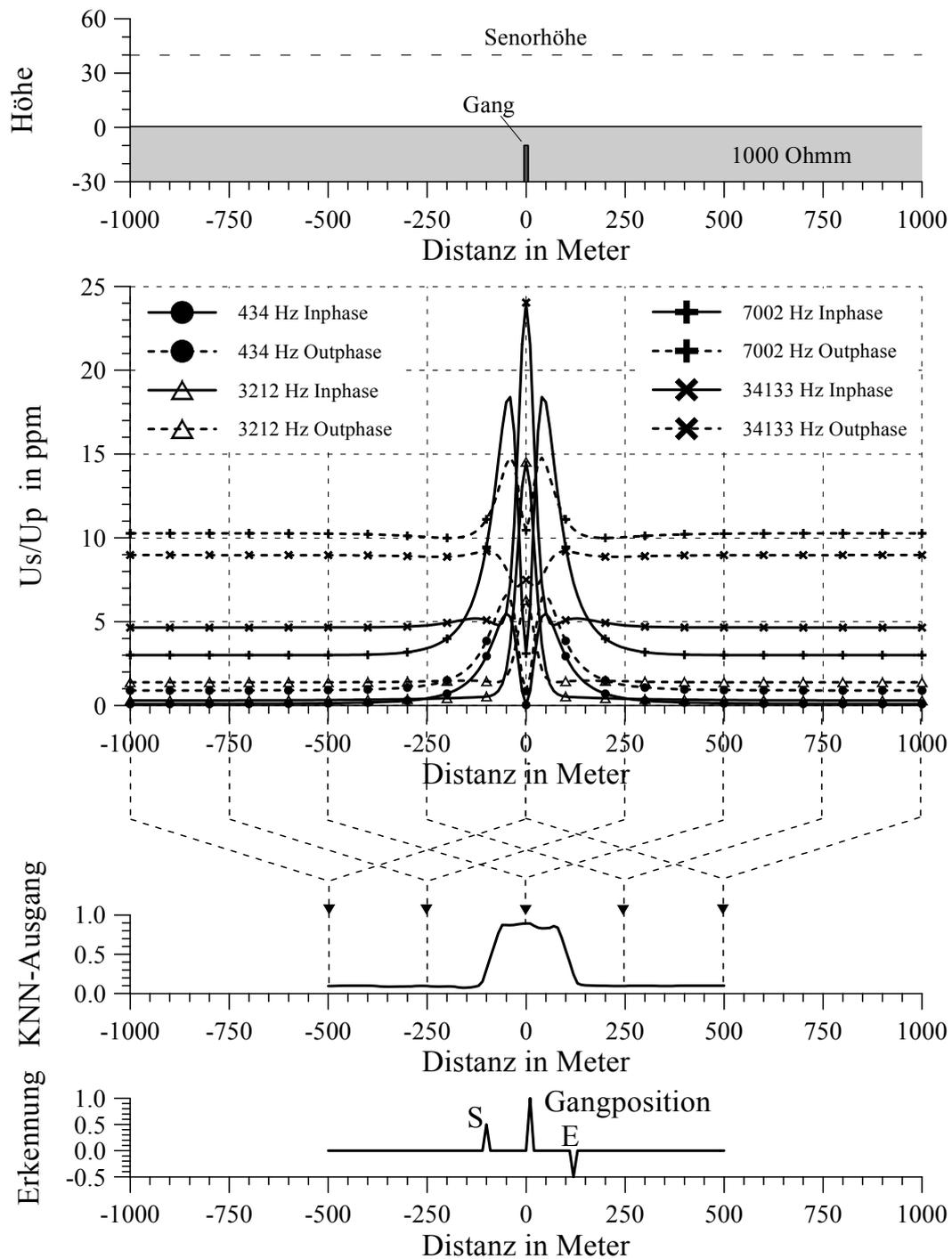


Abbildung 8.3.2.1 : Netzausgabe mit gleitender Mittelwertbildung (5 Stützstellen) und daraus abgeleitete Lage einer Gangstruktur ($h_0=40\text{m}$, $t=10\text{m}$, $d=10\text{m}$, $\sigma=3\text{S/m}$). Erkennung basiert auf der synthetischen Anomalie ohne zusätzlichen Fehler (Mittelwert der Anomalien aller 8 Meßwerte : 9ppm). S markiert den Anfang und E das Ende des Gangbereiches.

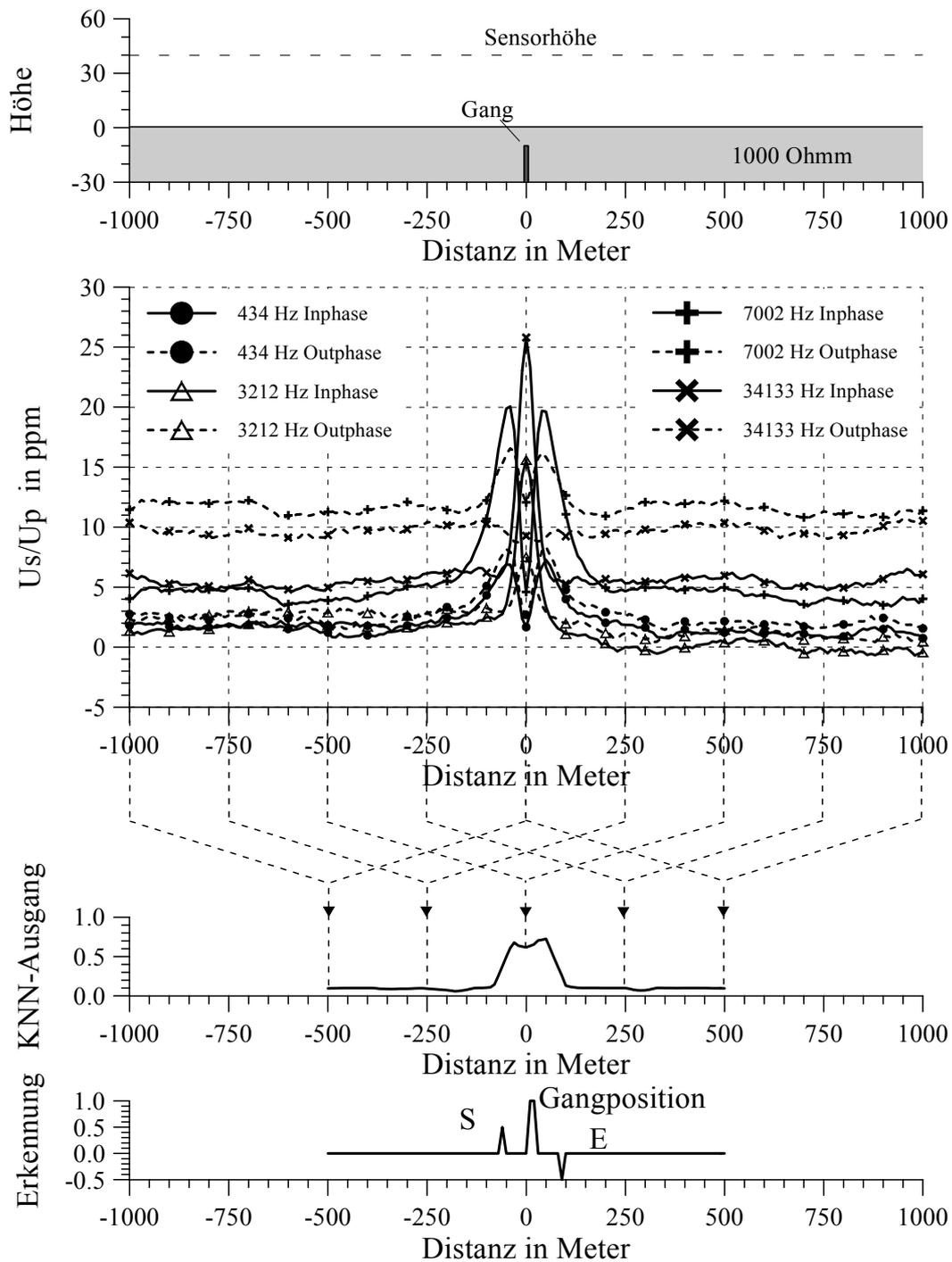


Abbildung 8.3.2.2 : Netzausgabe mit gleitender Mittelwertbildung (5 Stützstellen) und daraus abgeleitete Lage einer Gangstruktur ($h_0=40\text{m}$, $t=10\text{m}$, $d=10\text{m}$, $\sigma=3\text{S/m}$). Erkennung basiert auf der synthetischen Anomalie (Mittelwert der Anomalien aller 8 Meßwerte : 9ppm) mit einem zusätzlichen Fehler von $\pm 2\text{ppm}$. S markiert den Anfang und E das Ende des Gangbereiches.

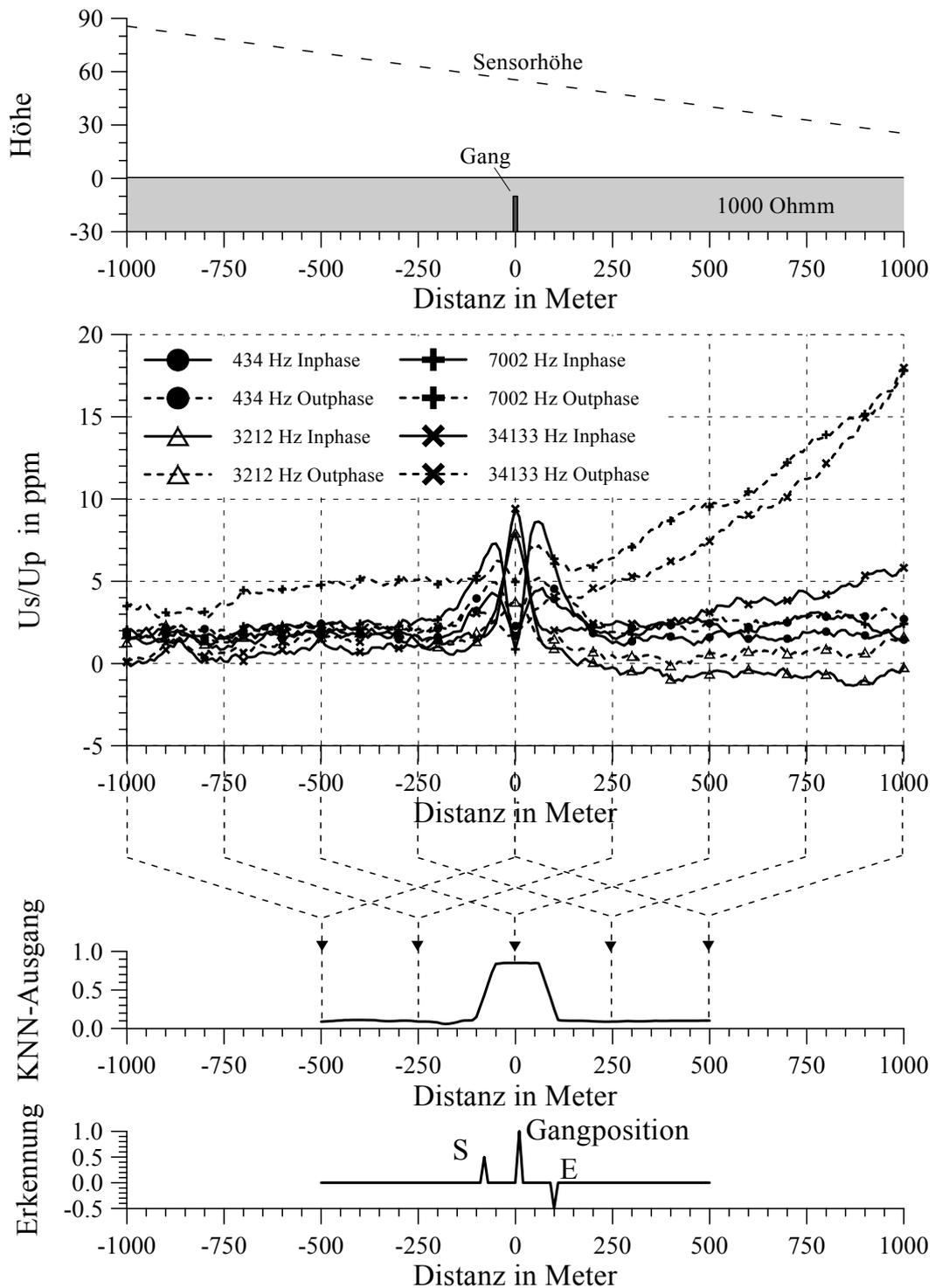


Abbildung 8.3.2.3 : Netzausgabe und daraus abgeleitete Lage einer Gangstruktur ($h_0=80 \rightarrow 30\text{m}$, $t=10\text{m}$, $d=10\text{m}$, $\sigma=3\text{S/m}$). Erkennung basiert auf der synthetischen Anomalie mit einem zusätzlichen Fehler von $\pm 2\text{ppm}$. S markiert den Anfang und E das Ende des Gangbereiches.

“For a successful technology, reality must take precedence over public relations, for nature cannot be fooled.”

Richard P. Feynman

9. Fallstudie Geras

Diese Fallstudie dient in erster Linie dazu, das in dieser Arbeit vorgeschlagene Konzept einer Interpretation von AEM-Daten noch einmal zusammenfassend zu erläutern und anhand realer Meßdaten zu demonstrieren. Allerdings soll hier nur die 1D Interpretation diskutiert werden. Die Verifizierung der 2D-Klassifizierungen konnte bis zum Zeitpunkt der Vorlage dieser Arbeit noch nicht vollständig durchgeführt werden.

9.1. Lage des Meßgebietes und Allgemeines zum Meßprogramm

Das Meßgebiet Geras befindet sich im Norden Österreichs, unmittelbar an der Grenze zur Tschechischen Republik (siehe Abb.9.1.1).



Abbildung 9.1.1 : Lage des Meßgebietes Geras (Survey Area) [9.1].

Das Meßgebiet reicht von Atzelsdorf im Westen bis nach Pulkau im Osten (siehe Abb.9.1.2). Die Süd-Nord-Erstreckung des Meßgebietes reicht von Tautendorf bis Drosendorf.

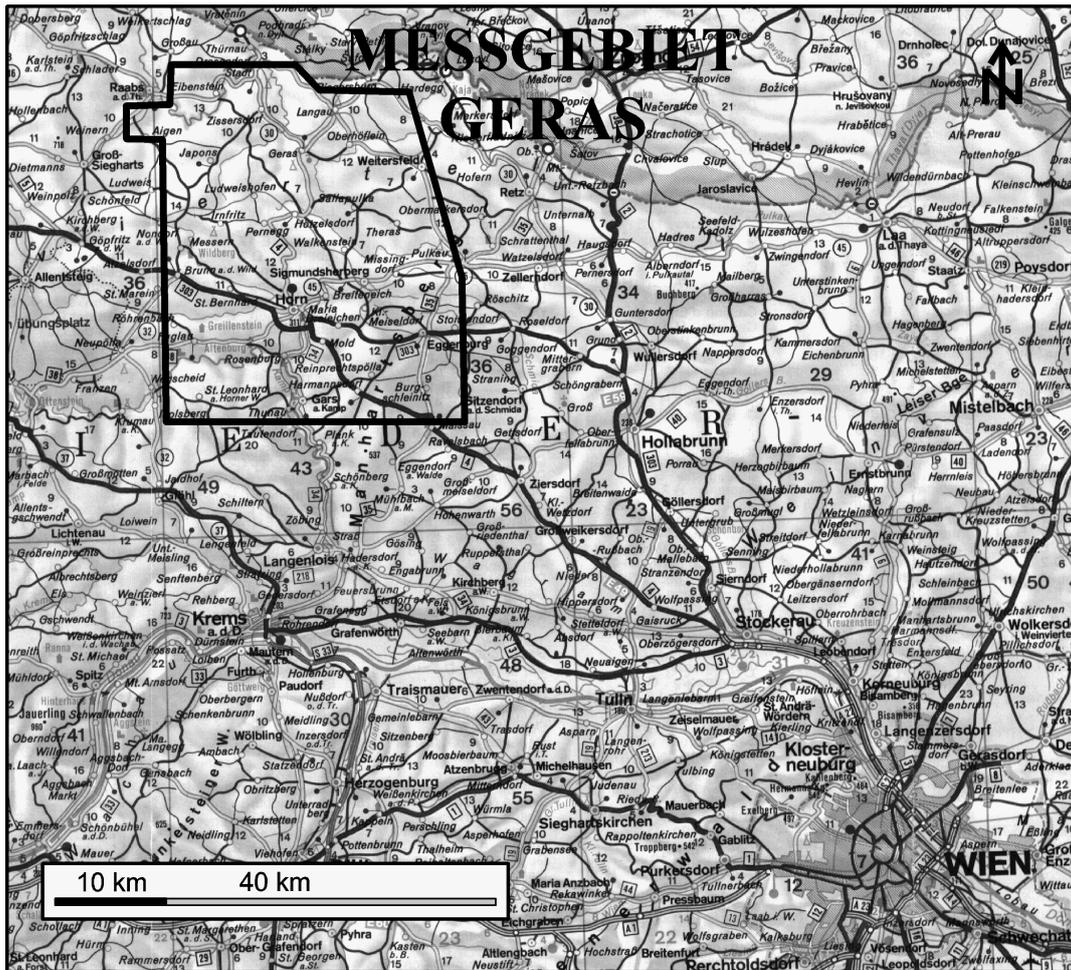


Abbildung 9.1.2. Lage des Meßgebietes Geras [9.2]

Die Befliegung des Meßgebietes Geras wurde in den Sommern der Jahre 1996 und 1997 von der GBA mit freundlicher Unterstützung des österreichischen Bundesheeres durchgeführt. Die allgemeine Zielsetzung dieses Projektes war die Klärung geologischer Fragestellungen. Im speziellen sollten Beiträge zu folgenden Themenbereichen geliefert werden :

- Unterstützung der regionalen Kartierung
- Beiträge zur Hydrogeologie des Meßgebietes
- Abgrenzung möglicher Rohstoffvorkommen

Als Meßplattform diente ein Hubschrauber des österreichischen Bundesheeres vom Typ AB 212. Für die aerogeophysikalische Vermessung wurde dieser Hubschrauber mit zahlreichen Meßsystemen ausgestattet (siehe Abb.9.1.3).

Für die vorliegende Fallstudie werden ausschließlich die Meßresultate des AEM Mehrfachspulensystems vom Typ GEOTECH „Hummingbird“ herangezogen (siehe Kap.3). Dieses Meßsystem befindet sich in einer etwa 5.4m langen Flugsonde, die an einem 30m langen Kabel unter dem Hubschrauber hängt. Die in dieser Arbeit beschriebenen Methoden wurden alle speziell für diesen Sondentyp entwickelt.

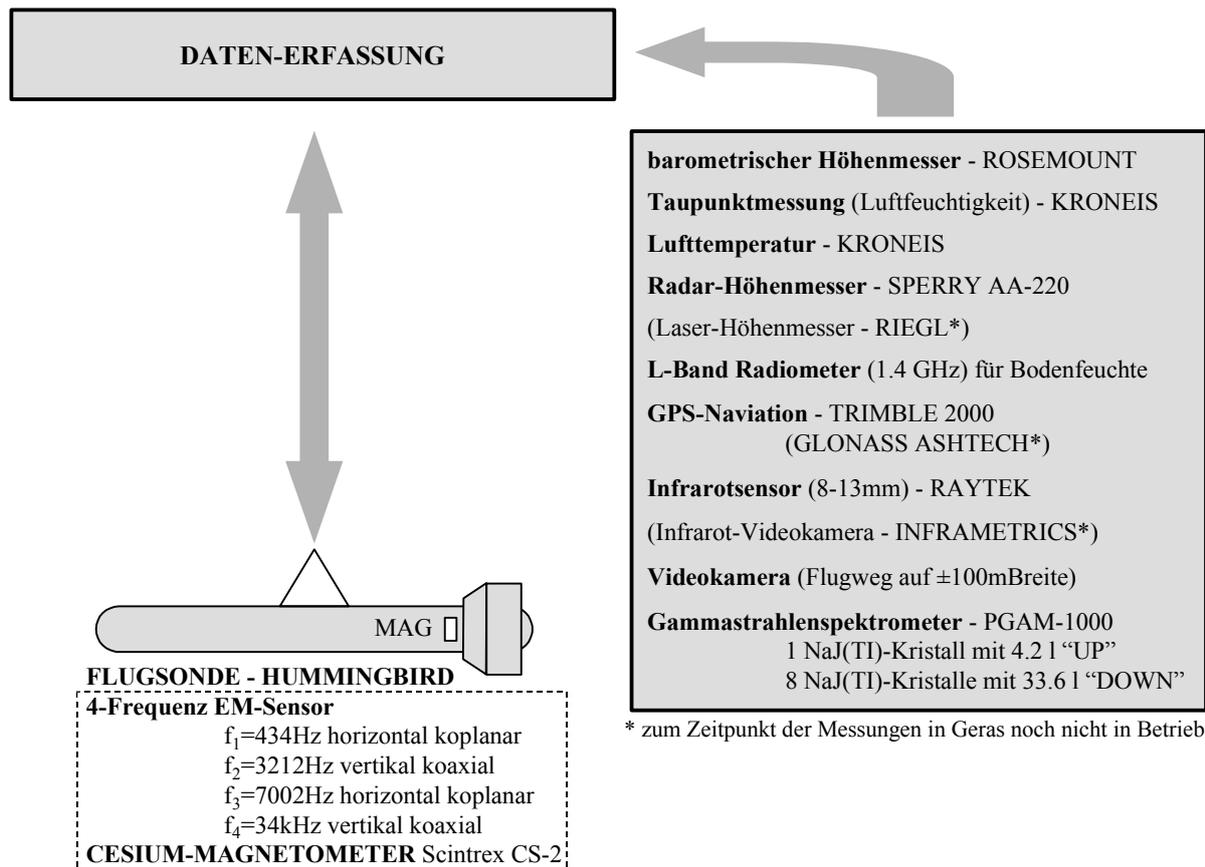


Abbildung 9.1.3 Aerogeophysikalisches Meßsystem der Österreichischen Geologischen Bundesanstalt (GBA)

Die Befliegung des Meßgebietes Geras erfolgte mit einem Sollabstand der Meßprofile von 200m, die angestrebte Flughöhe des Hubschraubers betrug 80m - das entspricht einer Flughöhe der EM-Sonde von 50m. Der Meßpunktabstand der AEM entlang der Profile ergibt sich aus der Fluggeschwindigkeit (ca. 125 km/h) und der Datenabtastrate (10 Werte/s) zu etwa 3.5m. Innerhalb von ca. 80 Flugstunden wurden insgesamt rund 3.300 Profilkilometer, aufgeteilt auf 167 Profile, vermessen.

9.2. Konzept der Inversion

Die Inversion findet im wesentlichen in 2 Schritten statt (siehe Abb.9.2.1) : Der punkt- bzw. profilweisen Interpretation der Meßdaten und dem Zusammensetzen zu einem quasi 3D-Modell (Q3DM).

1.Schritt : Wie bereits eingangs erwähnt, erfolgt die Interpretation der AEM-Meßdaten zunächst punkt- bzw. profilsegmentweise. D.h. im 1.Schritt werden die einzelnen Meßprofile noch getrennt voneinander betrachtet.

Dem Lösungsansatz für die 1D-Klassifizierung (siehe Kap.6.1) folgend, werden zuerst an allen Meßpunkten des Profiles die Meßresultate als HHR interpretiert. Im Einzelnen wird jeweils aus den Meßwerten von f_1 und f_2 , f_2 und f_3 bzw. f_3 und f_4 (vgl. Tab.3.1 und Abb.9.1.3) mittels KNN die Parameter eines entsprechenden HHR berechnet (vgl. Kap. 7.2). Diese Lösungen dienen im Weiteren als Grundlage sowohl für die 1D- als auch für die 2D-Klassifizierung (Gangerkennung).

AEM-Messungen

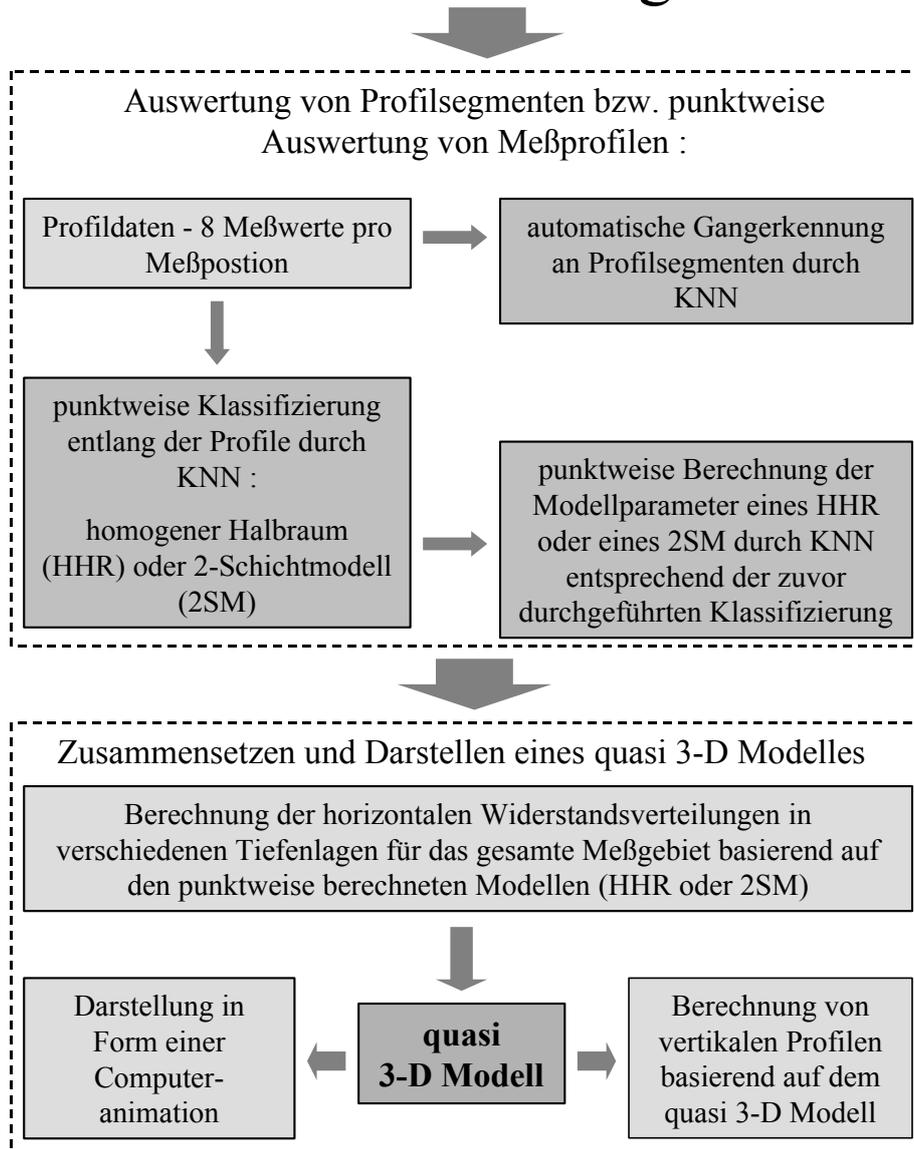


Abb.9.2.1. Konzept der Auswertung der aeroelektromagnetischen (AEM) Daten.

Für die automatische Erkennung von elektrisch leitfähigen Gangstrukturen werden jeweils 1km lange Profildaten einer Klassifizierung durch ein entsprechendes KNN unterzogen (vgl. Kap.7.4).

Bei der weiterführenden punktweisen Auswertung erfolgt zunächst für jeden Meßpunkt eine Klassifizierung (mittels KNN - vgl. Kap.7.3), ob die Meßwerte an den einzelnen Positionen besser als 2SM oder HHR interpretiert werden sollten. Entsprechend dieser Klassifizierung werden dann von weiteren KNN [7.1] die Parameter der jeweiligen Modelle, unmittelbar aus den Meßwerten aller 4 Frequenzen, berechnet.

2.Schritt : Für jeden Meßpunkt wird, entsprechend dem Modell an dieser Position, für verschiedene konkrete Tiefen der SEW ermittelt. Anschließend werden die SEW aller Meßpunkte in den einzelnen Tiefen zu flächenhaften Verteilungen des SEWs in den entsprechenden Tiefen zusammengefaßt. Diese horizontalen Widerstandssektionen werden zusammen als quasi 3D-Modell der Verteilung des SEW (Q3DM) interpretiert.

Dieses Q3DM kann in der Folge in Form einer Computeranimation dargestellt werden, oder es dient als Grundlage für die Berechnung von vertikalen Profilschnitten. Diese Profilschnitte eignen sich besonders zum Vergleich des Q3DM mit anderen Informationsquellen, welche Aufschluß über den Tiefenaufbau des Untergrundes liefern (z.B. Bohrprofile oder Bodengeophysik).

Mit Ausnahme der quantitativen Berechnung der 2SM [9.3] wurden alle in diesem Konzept integrierten Computerprogramme, im Rahmen von Projekten, welche vom FWF finanziert wurden, selbst entwickelt.

9.3. Quasi 3D-Modell der Verteilung des spezifischen elektrischen Widerstandes (Q3DM) im Meßgebiet Geras

Aufgrund der zuvor beschriebenen Vorgangsweise wurde für das Meßgebiet Geras ein Q3DM berechnet, welches im Folgenden einer ersten Interpretation unterzogen werden soll (siehe Abb.9.3.1).

Ein Darstellung der SEW in unterschiedlichen Tiefen befindet sich im Anhang (Abb.A.1 bis A.8).

Eine Interpretation eines Modelles des SEW geschieht zumeist in Zusammenhang mit gewissen Vorkenntnissen über das Meßgebiet.

Sind keinerlei Vorkenntnisse vorhanden, kann nur eine eingeschränkte Interpretation erfolgen. In einem solchen Fall kann sich die Interpretation einzig auf die allgemeinen elektrischen Eigenschaften von Gesteinen stützen. Die SEW der Gesteine überdecken dabei jedoch einen Wertebereich von mehreren Zehnerpotenzen und lassen sich in der Regel nur aufgrund ersterer nicht eindeutig identifizieren.

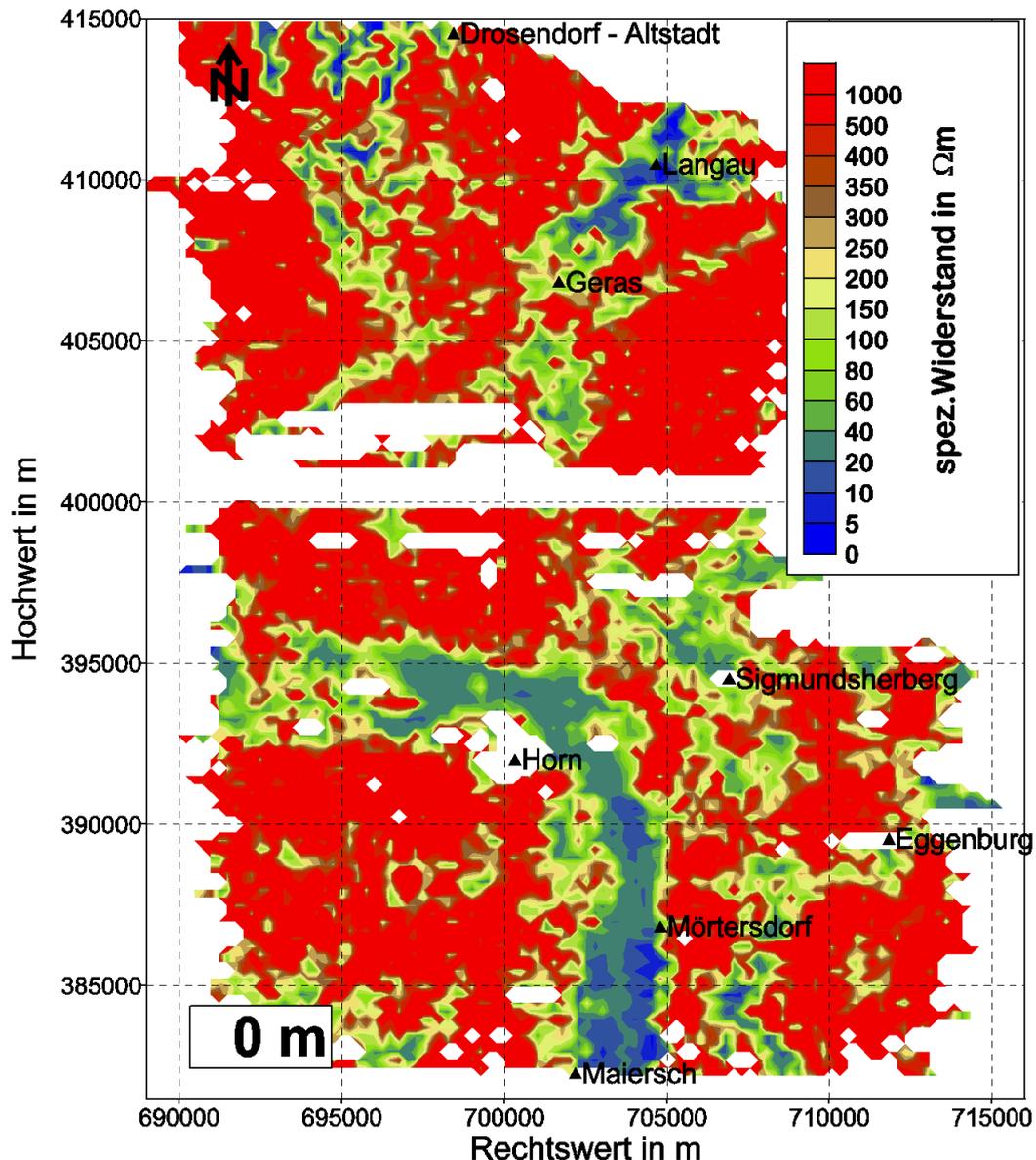


Abbildung 9.3.1 : Berechnete Verteilung des SEW an der Erdoberfläche (Tiefe=0m). Koordinatensystem : BMN (GK-M34). Die weißen Flächen entsprechen Datenlücken.

elektrische Eigenschaften von Gesteinen :

Diese kurze Darstellung der elektrischen Eigenschaften von Gesteinen soll lediglich dazu dienen, die Vielzahl der Einflüsse auf die elektrischen Eigenschaften von Gesteinen anzudeuten. Eine ausführlichere Beschreibung findet man z.B. in [9.4][9.2].

Der SEW von Gesteinen setzt sich im Wesentlichen aus dem SEW der festen Gesteinsbestandteile (Minerale, Matrixsubstanz) und dem der Poren- bzw. Kluftwässern zusammen. Wie aus Untersuchungen von PARCHOMENKO [9.5], CLARKE [9.6] und DORTMAN [9.7] hervorgeht, stellen die meisten gesteinsbildenden Minerale schlechte Leiter dar ($\rho > 10^7 \Omega\text{m}$). Eine erhöhte Leitfähigkeit der Gesteine ist daher zumeist auf die elektrolytische Leitfähigkeit der Poren- und Kluftwässer (wäßrige Lösungen) oder auf gut leitende Akzessorien (Vererzung, Graphit) im Gestein zurückzuführen (siehe Tab.9.3.1).

Tabelle 9.3.1 : Mittlere Wertebereiche bzw. Einzelwert des SEW ; nach Angaben von PARCHOMENKO [9.5] und DORTMAN [9.7].

Gestein	ρ in [Ωm]
Granit	> 1000
Basalt	> 1000
Gneis	> 200
Phyllit	> 200
Karbonat	100 - 100.000
Sandstein	10 - 10.000
Sand	1 - ~10.000
Ton	< 10
Einfluß des Wassergehaltes w	ρ mit steigendem w abnehmend

Dichte Gesteine und trockene, poröse bzw. geklüftete Gesteine weisen sehr hohe SEW-Werte auf. Hauptvertreter dieser Gruppe sind vor allem dichte, unverwitterte Magmatite, Metamorphite und chemogene Sedimentite (Anhydrit, Gips, Salze) sowie alle Gesteine im trockenen Zustand. Eine erhöhte Leitfähigkeit weisen nur graphitführende oder vererzte Gesteine auf, wobei neben dem Gehalt an gut leitenden Akzessorien vor allem auch die elektrische Verbindung der leitenden Partikel oder Bereiche untereinander entscheidend ist. Innerhalb poröser und klüftiger Gesteine tritt ein, durch unterschiedliches Poren- bzw. Kluftvolumen, sowie durch den Sättigungsgrad und die Leitfähigkeit der Poren- und Kluftwässer bedingter, großer Wertebereich des SEW auf. Hohe SEW-Werte sind geringer Porosität oder/und niedrigen Sättigungsgraden oder/und geringer Mineralisation des Porenwassers zuzuordnen. Niedrige SEW entsprechen höheren Werten in den genannten Größen.

Hauptvertreter der Gesteinsgruppe mit meist dominierendem elektrolytischem Leitfähigkeitsanteil der Poren- bzw. Kluftwässer sind wasserhaltige, poröse Sedimentite (insbesondere klastische Gesteine) und geklüftete Magmatite bzw. Metamorphite (siehe Tab.9.3.2).

Tabelle 9.3.2 : Mittelwerte bzw. Wertebereich des SEW oberflächennaher Sedimente [9.8].

Gesteinsart	ρ in [Ωm]	
	Quartär	Tertiär
Kiese, Schotter	ca. 200 - 300	ca. 50 (Feinsande)
Sande	ca. 100 - 300	
Geschiebemergel	ca. 70	ca. 2 - 5
Lehm	ca. 50	
Tone	ca. 20	

Basierend auf den allgemeinen elektrischen Eigenschaften können Bereiche mit hohen SEW (siehe Abb. 9.3.1) als dichte Gesteine oder trockene, poröse bzw. geklüftete Gesteine interpretiert werden. Hingegen können Bereiche mit niederen SEW als wasserhaltige, poröse Sedimentite (insbesondere klastische Gesteine) oder geklüftete Magmatite bzw. Metamorphite gedeutet werden. Konkretere Aussagen sind ohne zusätzliche Informationen nicht möglich.

Zumeist sind jedoch gewisse Informationen über das Meßgebiet zum Zeitpunkt der Interpretation bereits zugänglich. Im vorliegenden Fall ist z.B. bekannt, daß sich das Meßgebiet im Bereich der Böhmisches Masse befindet. Entsprechend den geologischen Verhältnissen im diesem Gebiet, kann man in erster Näherung davon ausgehen, daß hauptsächlich kristallines Grundgebirge vorliegt, in welchem Sedimentbecken eingebettet

sind. Demzufolge können die hochohmigen Bereiche zunächst als das kristalline Grundgebirge angesehen werden. Die niederohmigen Bereiche stellen demnach entweder die Sedimentfüllung der Becken oder nicht umgelagerte Verwitterungsprodukte des kristallinen Grundgebirges dar. Durch die Einbeziehung der Widerstandsverteilungen in unterschiedlichen Tiefen (siehe Anhang A), können darüber hinaus Aussagen über die Tiefenerstreckungen der möglichen Beckenstrukturen oder Verwitterungszonen getroffen werden.

9.4. Weiterführende Interpretation bzw. Verifizierung des quasi 3D-Modelles

Für eine weiterführende Interpretation bzw. Verifizierung des Q3DM sind selbstverständlich zusätzliche Informationsquellen über das Meßgebiet erforderlich. Im vorliegenden Fall soll ein Vergleich mit dem geologisch kartierten Grundgebirge, den Resultaten aus Bohrungen sowie den Ergebnissen bodengeophysikalischer Untersuchungen durchgeführt werden.

9.4.1. Vergleich des quasi 3D-Widerstandsmodelles mit dem geologisch kartierten Grundgebirge

Die Abbildung 9.4.1.1 zeigt eine abgedeckte Karte des geologisch kartierten Grundgebirges. D.h. es ist eine geologische Karte in der neben den Gebieten in den kristallines Grundgebirge kartiert wurde auch jene Gebiete aus Grundgebirge ausgewiesen sind, in denen unmittelbar unterhalb von jungen Sedimenten das kristalline Grundgebirge vermutet wird.

Doch auch jene Bereiche, die als kristallines Grundgebirge kartiert wurden, können keineswegs als homogen angenommen werden. Vielmehr stellen sie die Zusammenfassung unterschiedlicher geologischer Einheiten dar, die alle in geologischem Sinne als Kristallin bezeichnet werden können. Für den Vergleich mit einem Modell des SEW ist diese Tatsache insofern von Bedeutung, daß diese unterschiedlichen geologischen Einheiten unterschiedliche Verwitterungseigenschaften aufweisen. In situ verwitterte Kristallin kann letztlich sehr geringe SEW aufweisen, wird aber geologisch nachwievor als Kristallin angesprochen. So zeigen z.B. die Verwitterungsprodukte von Glimmerschiefern (tiefreichende tonige Verwitterung) im feuchten Zustand hohe Leitfähigkeiten. Hingegen hat kompakter Fels, sofern er keine gut leitenden Akzessorien aufweist, durchgehend hohe SEW.

Wie bereits erwähnt, wurden bei der Erstellung der hier dargestellte Karte des kristallinen Grundgebirges außerdem quartäre Bedeckungen, unter denen unmittelbar kristallines Grundgebirge vermutet wird, abgedeckt und diese Bereiche ebenfalls als Kristallin ausgewiesen. Selbstverständlich zeigen auch solche Bereiche oft deutlich niedrigere SEW als kompakter Fels. Unterhalb dieser quartären Bedeckungen liegen außerdem oft Zonen stark verwitterten Kristallins. Das führt dazu, daß diese niederohmigen Bereiche auch beträchtliche Tiefenerstreckungen aufweisen können.

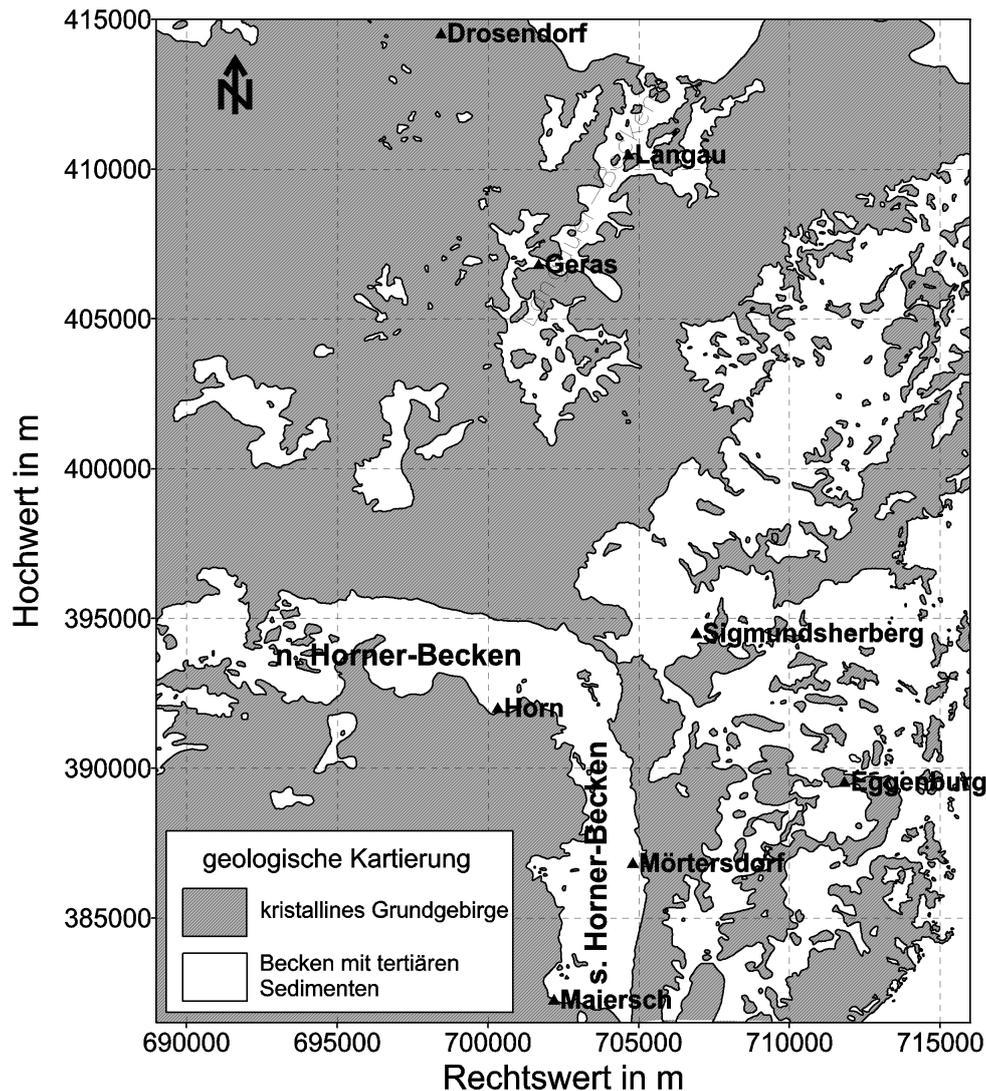


Abb.9.4.1.1 : Geologisch kartiertes Grundgebirge im Meßgebiet Geras. Koordinatensystem : BMN (GK-M34).

Stellt man die geologische Kartierung (siehe Abb. 9.4.1.1) und die Widerstandsverteilung des Q3DM in 0m Tiefe (siehe Abb. 9.3.1), d.h. an der Oberfläche, in einer Graphik dar, so erhält man einen unmittelbaren Vergleich (siehe Abb. 9.4.1.2), der in zwei Richtungen interpretiert werden kann : einerseits Überprüfung der geologischen Kartierung, welche häufig nur auf verhältnismäßig wenigen punktuellen Aufschlüssen beruht und einer Kontrolle des geophysikalischen Modelles. In der Regel herrscht eine Art Wechselspiel zwischen den beiden Interpretationsmöglichkeiten. Widersprechen sich die beiden Vorstellungen (Geologie ↔ Q3DM), dann sollten beide Informationsquellen nochmals einer kritischen Betrachtung unterzogen werden.

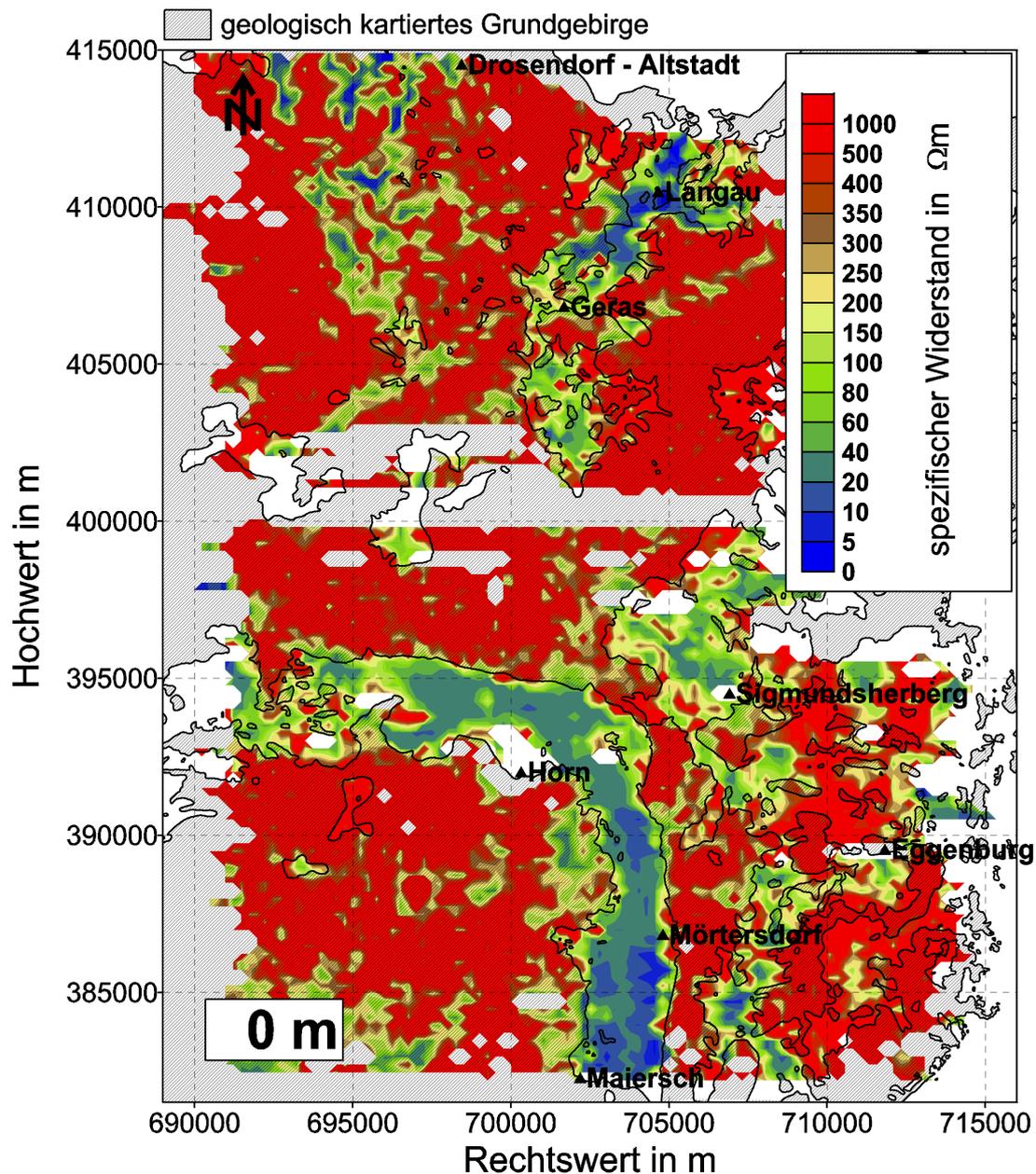


Abbildung 9.4.1.2 : Berechnete Verteilung des SEW an der Erdoberfläche (Tiefe=0m).
 Dargestellt ist außerdem das geologisch kartierte Grundgebirge.
 Koordinatensystem : BMN (GK-M34).

Ein Vergleich des geologisch kartierten anstehenden Grundgebirges (abgedeckte Karte) mit dem Q3DM an der Oberfläche (siehe Abb. 9.4.1.2) zeigt, daß die Annahme, bei den hochohmigen Bereichen handle es sich hauptsächlich um anstehendes Grundgebirge, in erster Näherung richtig ist. Auffällig sind jedoch Bereiche wie unmittelbar südlich der Stadt Horn oder im nordwestlichen Bereich des Meßgebietes, wo Gebiete, die geologisch als anstehendes Grundgebirge ausgewiesen sind, einen relativ niedrigen SEW aufweisen (bis zu $20\Omega\text{m}$). Ein Vergleich mit detaillierten geologischen Karten zeigt, daß die Bereiche mit niedrigen SEW südlich der Stadt Horn zum Großteil auf Verwitterungstone bzw. auf Schotter mit hohem Tonanteil in der Gesteinsmatrix zurückzuführen sind. Die niederohmige Struktur im nordwestlichen Bereich des Meßgebietes korreliert mit dem sogenannten Drosendorfer Fenster der bunten Serie. Von den dort vorliegenden Gesteinen zeigen vor allem die Glimmerschiefer eine starke, tonige Verwitterung. Diese Verwitterungszonen erscheinen im Q3DM als Gebiete mit niedrigem SEW.

Eine ausführliche Diskussion eines Modelles der SEW mit Geologen kann außerdem zu einer Bestätigung vermuteter geologischer Vorstellungen führen. So wurde von Seite der Geologie vermutet, daß die Beckenfüllung im südlichen Horner Becken (siehe Abb.9.4.1.1) in Richtung Norden zunehmend sandiger wird. Diese Vorstellung wird vom Q3DM durch den Anstieg des SEW innerhalb des südlichen Horner Beckens in Richtung Norden bestätigt (siehe Abb.9.4.1.2).

Ähnliche Schlüsse können auch für das Langauer Becken gezogen werden. In diesem Bereich vermuteten Geologen ein Ansteigen des Tongehaltes in Richtung Nordosten. Diese Vorstellungen können ebenfalls durch das Q3DM bestätigt werden (siehe Abb.9.4.1.2).

Darüber hinaus erlaubt das Q3DM eine flächenmäßige Darstellung geologischer Einheiten auch in Gebieten in denen nur begrenzt geologische Aufschlüsse vorhanden sind (z.B. in Gebieten mit intensiver Landwirtschaft).

9.4.2. Vergleich des quasi 3D-Widerstandsmodelles mit Bohrprofilen

Im Folgenden soll das Q3DM im Bereich des Horner Beckens einer näheren Betrachtung unterzogen werden.

Innerhalb des Beckens wurden diverse Bohrungen abgeteuft, von denen einige im geologischen Sinne das kristalline Grundgebirge erreicht haben. Von diesen Bohrungen wurden hier 15 Bohrungen, deren Positionen gleichmäßig im Becken verteilt sind, zu einer Diskussion des Q3DM herangezogen. Auf eine Diskussion aller Bohrungen die im Horner Becken das Grundgebirge erreichten, wurde bewußt verzichtet, da die übrigen Bohrungen entweder räumlich sehr eng an einer der besprochenen Bohrungen liegen oder in einen Bereich fallen, an dem kein Q3DM vorliegt (z.B. wurden unmittelbar über Ortschaften keine Messungen durchgeführt - Lärmbelästigung !). In diesen Fällen erschien mir ein Vergleich als nicht zielführend.

Von den hier diskutierten Bohrungen erreichten 8 zwar das kristalline Grundgebirge aber keinen kompakten Fels. Diese 8 Bohrungen erreichten entweder nur verwittertes Kristallin oder zumindest stark klüftiges oder angewittertes Kristallin. Das alles sind Bedingungen unter denen diese Gesteine aufgrund deren elektrischer Eigenschaften unter Umständen von der darüberliegenden Sedimentbedeckung nur schwer oder gar nicht zu unterscheiden sind. Für solche Bohrungen wurden von einem Geologen, welcher mit den Verhältnissen im Untersuchungsgebiet vertraut ist, die vermutlichen Tiefen bis zum unverwitterten Festgestein abgeschätzt.

An den 15 hier diskutierten Bohrpositionen wurden jeweils zwei 400m lange Profilschnitte (vertikale Widerstandssektionen) durch das Q3DM berechnet (Suchradius $r_{\max}=650\text{m}$; Gewichtung nach $1/r^2$). Eines dieser Profile verläuft jeweils in W-O-Richtung, daß Andere in S-N-Richtung. Die Positionen der Bohrungen liegen jeweils in der Mitte der Profile.

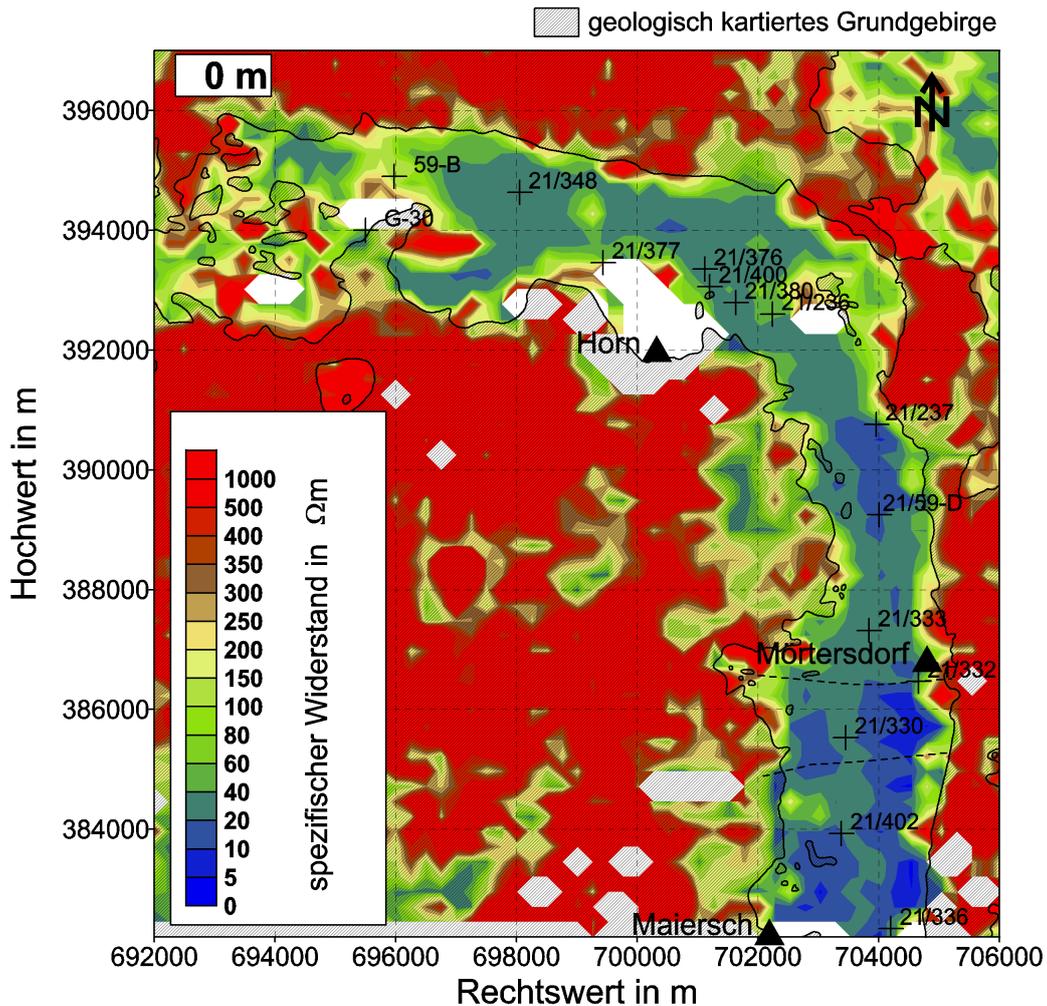


Abbildung 9.4.2.1 : Berechnete Verteilung des SEW an der Erdoberfläche (Tiefe=0m) im Bereich des Horner Beckens. Dargestellt ist außerdem das geologisch kartierte Grundgebirge, die Positionen (+) und Bezeichnungen von 15 Bohrungen sowie die Lage von zwei boden-geophysikalischen Profilen. Koordinatensystem : BMN (GK-M34).

Im Falle eines 2SM wurde im allgemeinen die Grenze zwischen elektrisch gut leitendem Lockergestein (Beckenfüllung oder Verwitterungsprodukte; $<200\Omega\text{m}$) und dem Festgestein des Grundgebirges ($>300\Omega\text{m}$) erfasst. Daher sollen die Bohrdaten in erster Linie dazu herangezogen werden, die Lage dieser Grenzfläche zu überprüfen. In Bereichen, in denen HHR-Lösungen vorliegen, sind im Wesentlichen zwei Fälle zu unterscheiden : Liegen niedrige SEW vor ($<200\Omega\text{m}$), so sollten Bohrung in diesen Bereichen das kompakte Kristallin erst unterhalb des vom Q3DM abgedeckten Tiefenbereiches erreichen. Liegen hingegen hohe SEW vor ($>300\Omega\text{m}$), so sollten Bohrungen unmittelbar an der Geländeoberkante auf Festgestein stoßen.

Die Bohrungen sollen im Folgenden einzeln diskutiert werden.

Bohrung G-30 :

Obwohl es in den Bohrprotokollen nicht schriftlich belegt ist, kann wasserführender Fels vernünftiger Weise als geklüftet angesehen werden (siehe Tab.9.4.2.1).

Tabelle 9.4.2.1 : Beschreibung der Bohrung G-30 :

Tiefenbereich in m		Beschreibung
von	bis	
0	7	Lehm, Sand (Grundwasserspiegel bei 2.5m)
7	8	Schotter (naß)
8	10.5	Lehm, Sand
10.5	22	verwittertes Kristallin
22	51	harter Fels mit Klüften (Wasser führend)

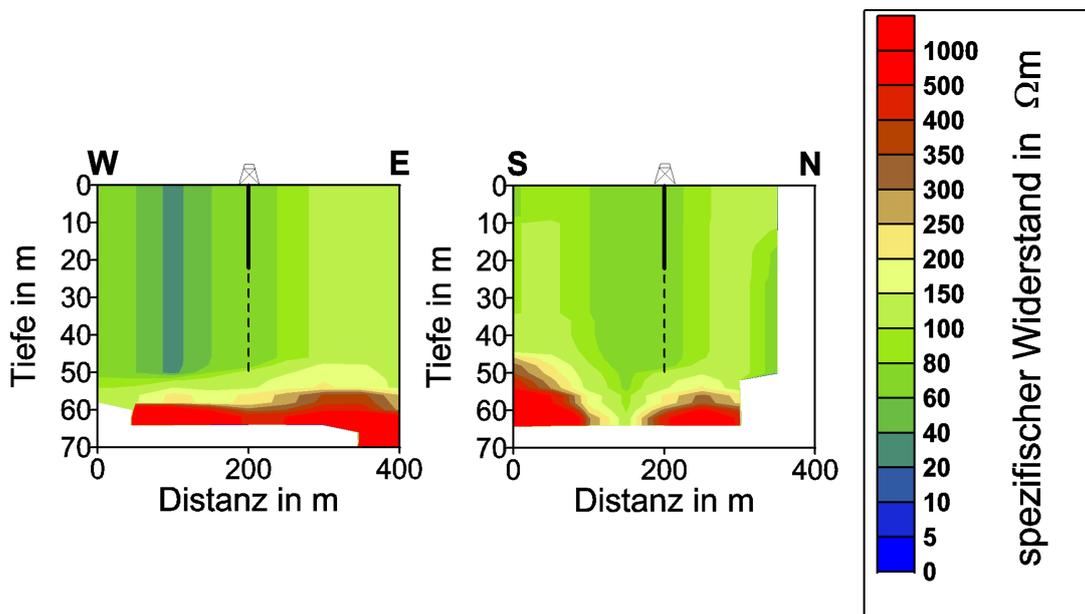


Abbildung 9.4.2.2 : Vertikale Widerstandssektionen des Q3DM bei der Bohrung G-30.

Dargestellt ist außerdem die Lage der Bohrung an den Profilen sowie die Tiefe bis zum kristallinen Grundgebirge (verwittertes Kristallin - durchgezogene Linie) bzw. bis zum Festgestein (Schätzung - unterbrochene Linie).

Da die Kluftwässer einen wesentlichen Beitrag zur Gesamtleitfähigkeit des Gesteinskomplexes liefert, erscheint ein, gegenüber kompakten Festgestein, stark verringerter SEW als durchaus glaubwürdig (siehe Abb.9.4.2.2). Somit ist es nicht ungewöhnlich, wenn sich diese Tiefenbereiche in ihrem SEW nicht von der Beckenfüllung unterscheiden. Mit zunehmender Tiefe ist jedoch mit einem Schließen der Klüfte zu rechnen. Damit weißt das Q3DM auf durchaus nachvollziehbare Tiefen bis zum kompakten Grundgebirges hin.

Bohrung 59-B :

Zur Bohrung 59-B muß noch angemerkt werden, daß es sich hierbei um eine Hammerbohrung handelt. Der in 14m Tiefe angetroffene und bis 20.2m durchbohrte Fels muß demnach als zumindest geringfügig aufgelockert bezeichnet werden. Der Fels kann demnach durchaus geringere SEW als kompakter Fels aufweisen (siehe Tab.9.4.2.2 und Abb.9.4.2.3).

Tabelle 9.4.2.2 : Beschreibung der Bohrung 59-B :

Tiefenbereich in m		Beschreibung
von	bis	
0	14	Ton, sandiger Schluff (Grundwasserspiegel bei 1.7m)
14	20.2	Fels

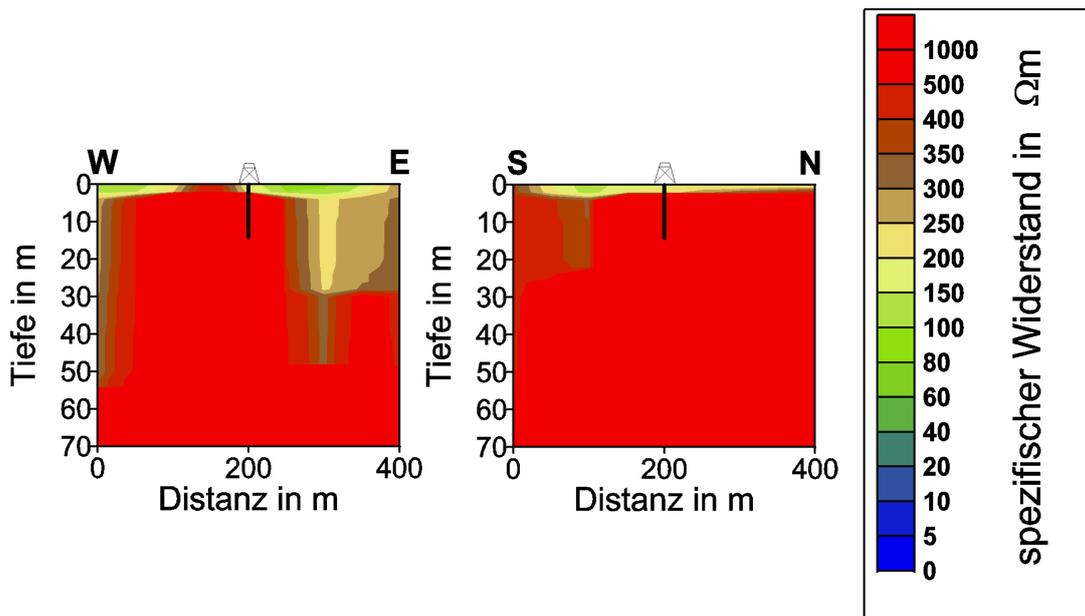


Abbildung 9.4.2.3 : Vertikale Widerstandssektionen des Q3DM bei der Bohrung 59-B.

Dargestellt ist außerdem die Lage der Bohrung an den Profilen sowie die Tiefe bis zum kristallinen Grundgebirge.

Nimmt man eine Lageunsicherheit des Q3DM gegenüber der Bohrung von etwa 100m an, so kann bei einer Verschiebung der Bohrposition relativ zum Q3DM um ca. 100m in Richtung Osten von einer ausreichenden Übereinstimmung der beiden Modelle gesprochen werden. Eine Lageunsicherheit von 100m für das Q3DM ist durch die damals ungenaue Bestimmung der GPS-Koordinaten (künstlich verwascht) leicht zu erklären.

Bohrung 21/348 :

Da die SEW des Q3DM bis zu seiner maximalen Eindringtiefe auf Lockergesteine hinweisen (siehe Abb.9.4.2.4) und die Bohrung erst in einer Tiefe von 95.5m Fels erreicht (siehe Tab.9.4.2.3), kann das Q3DM als korrekt angesehen werden.

Tabelle 9.4.2.3 : Beschreibung der Bohrung 21/348 :

Tiefenbereich in m		Beschreibung
von	bis	
0	6.6	Mischsande, schluffig, festgelagert, trocken
6.6	10.7	Tone, Schluffe, sandig
10.7	11.7	Mischsande, tonig, fest gelagert, trocken
11.7	13.1	Tone, Schluffe
13.1	57.3	Wechsellagen aus Mischsanden (schwach wasserführend) und Tonen, Schluffen
57.3	64.2	Kiese und Mischsande, stark wasserführend
64.2	65.2	Feinsand, schluffig, schwach wasserführend
65.2	68.8	Tone, Schluffe
68.8	70.8	Kiese und Mischsand stark wasserführend
70.8	90.0	Tone, Schluffe
90.0	95.5	Blockwerk, zersetzt Felsgestein
95.5	100	Fels

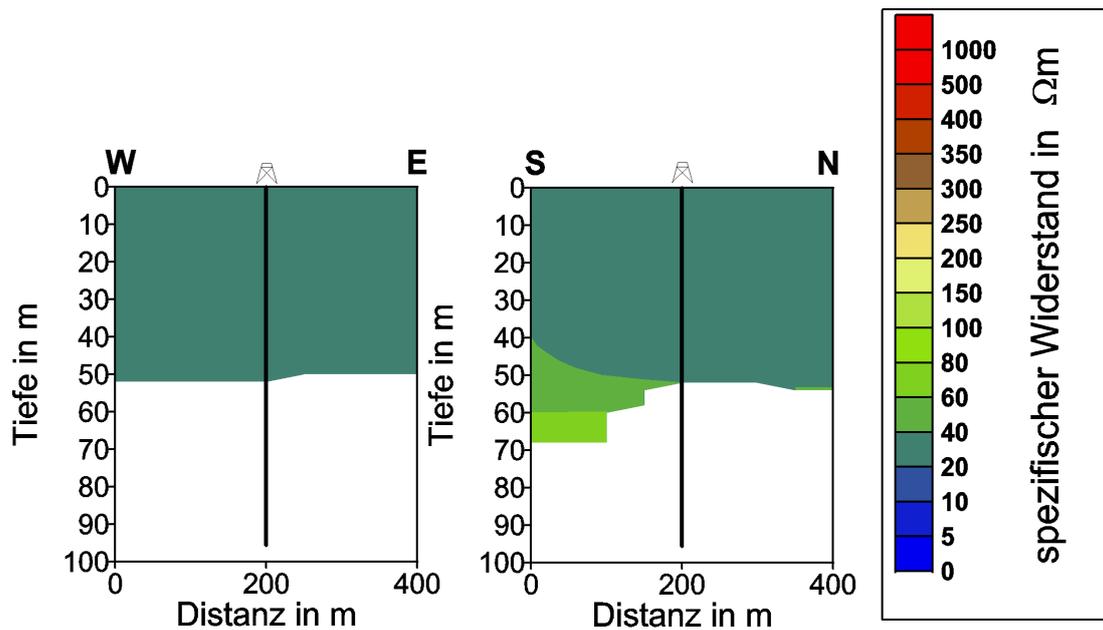


Abbildung 9.4.2.4 : Vertikale Widerstandssektionen des Q3DM bei der Bohrung 21/348. Dargestellt ist außerdem die Lage der Bohrung an den Profilen sowie die Tiefe bis zum kristallinen Grundgebirge.

Bohrung 21/377 :

Im vorliegenden Fall kann man von einer Bestätigung des Q3DM in diesem Bereich durch die Bohrung sprechen (siehe Tab.9.4.2.4 und Abb.9.4.2.5). D.h. die Kristallinoberkante wird vom Q3DM im richtigen Tiefenbereich angesiedelt (Kristallin : >300Ωm).

Tabelle 9.4.2.4 : Beschreibung der Bohrung 21/377 :

Tiefenbereich in m		Beschreibung
von	bis	
0	20.6	Mehlsand
20.6	23.0	blauer, harter Tegel mit schwachen Feinsandeinlagen
23.0	24.0	Feinsand, wasserführend
24.0	26.0	Grobsand mit viel Feinkies, wasserführend
26.0	27.5	Feinsand, lehmig, festg.
27.5	30.1	blaugrauer Mittelsand, lehmig, festg.
30.1	32.5	Mittelsand, festg.
32.5	38.0	Grobsand, wasserführend
38.0	46.0	blaugrauer Tegel, hart
46.0	49.3	blauer, lehmiger Mehlsand mit größeren Steinen
49.3	50.9	Gneis

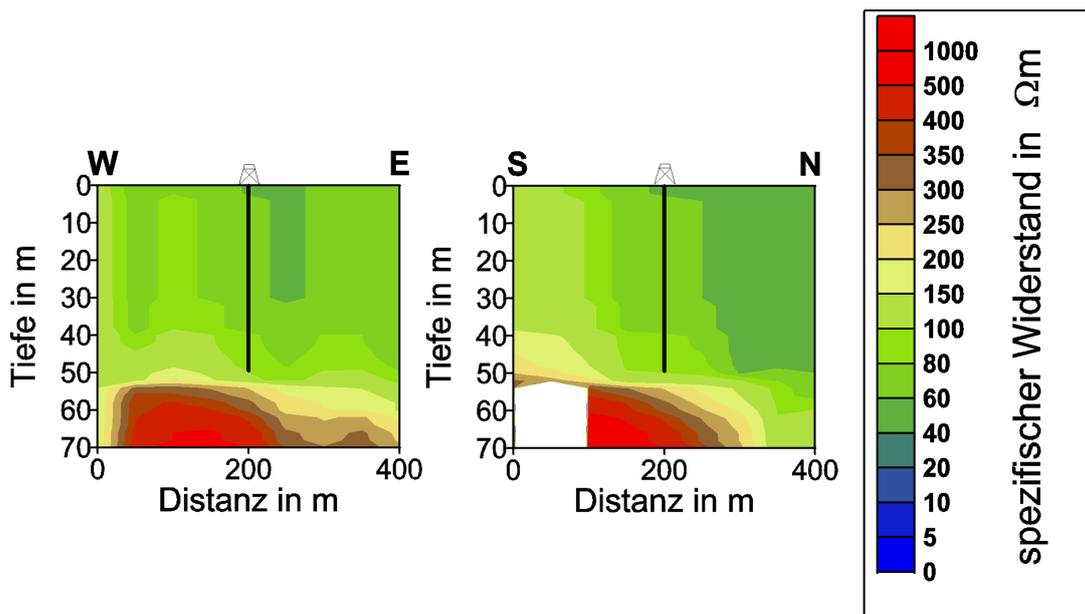


Abbildung 9.4.2.5 : Vertikale Widerstandssectionen des Q3DM bei der Bohrung 21/377. Dargestellt ist außerdem die Lage der Bohrung an den Profilen sowie die Tiefe bis zum kristallinen Grundgebirge.

Bohrung 21/376 :

Tabelle 9.4.2.5 : Beschreibung der Bohrung 21/376 :

Tiefenbereich in m		Beschreibung
von	bis	
0.0	30.4	sandig mit Tonlagen
30.4	31.6	verwittertes Kristallin
31.6	34.0	Fels mit Verwitterungen
...	...	
ca. 40		kompakter Fels (Schätzung)

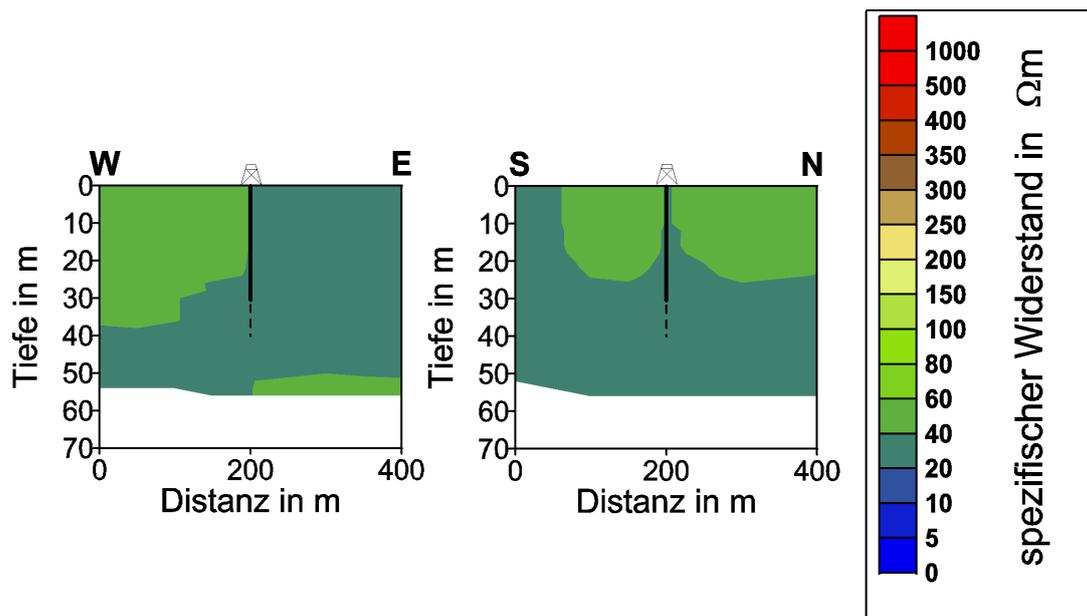


Abbildung 9.4.2.6 : Vertikale Widerstandssektionen des Q3DM bei der Bohrung 21/376.

Dargestellt ist außerdem die Lage der Bohrung an den Profilen sowie die Tiefe bis zum kristallinen Grundgebirge (verwittertes Kristallin - durchgezogene Linie) bzw. bis zum Festgestein (Schätzung - unterbrochene Linie).

Bis in eine Tiefe von 30.4m passen die im Q3DM angegebenen SEW durchaus zu den in der Bohrbeschreibung angegebenen Sedimenten (siehe Tab.9.4.2.5 und Abb.9.4.2.6). Auch die in einer Tiefe von 30.4 bis 34.0m vorliegenden Gesteine (verwittertes Kristallin) können durchaus SEW, wie jene im Q3DM aufweisen. Die Grenze zwischen der Verwitterungsschicht und dem kompakten Kristallin, für die höhere SEW zu erwarten sind, wird auf etwa 40m unter GOK geschätzt. Eine derartige Schichtgrenze ist im Q3DM jedoch nicht zu beobachten.

Bohrung 21/400 :

Bis in eine Tiefe von 10.5m passen die im Q3DM angegebenen SEW zu den in der Bohrbeschreibung angegebenen Sedimenten (siehe Tab.9.4.2.6 und Abb.9.4.2.7).

Tabelle 9.4.2.6 : Beschreibung der Bohrung 21/400 :

Tiefenbereich in m		Beschreibung
von	bis	
0.0	6.8	Sande
6.8	10.5	Ton
10.5	15.0	verwittertes Kristallin
...	...	
ca. 20		kompakter Fels (Schätzung)

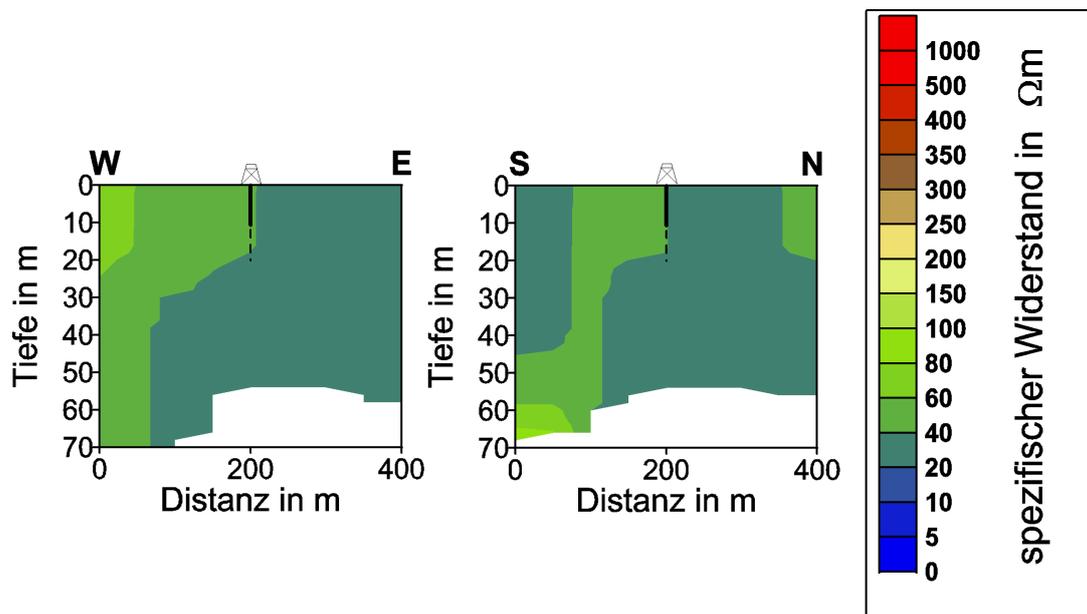


Abbildung 9.4.2.7 : Vertikale Widerstandssektionen des Q3DM bei der Bohrung 21/400.

Dargestellt ist außerdem die Lage der Bohrung an den Profilen sowie die Tiefe bis zum kristallinen Grundgebirge (verwittertes Kristallin - durchgezogene Linie) bzw. bis zum Festgestein (Schätzung - unterbrochene Linie).

Auch die in einer Tiefe von 10.5 bis 15.0m vorliegenden Gesteine (verwittertes Kristallin) können durchaus SEW, wie jene im Q3DM aufweisen. Die Tiefe der Grenze zwischen der Verwitterungsschicht und dem kompakten Kristallin, für die höhere SEW zu erwarten sind, wird auf etwa 20m unter GOK geschätzt. Eine derartige Schichtgrenze ist im Q3DM jedoch nicht zu beobachten.

Bohrung 21/380 :

Bis in eine Tiefe von 27.0m passen die im Q3DM angegebenen SEW durchaus zu den in der Bohrbeschreibung angegebenen Sedimenten (siehe Tab.9.4.2.7 und Abb.9.4.2.8). Auch die in einer Tiefe von 27.0 bis 46.5m vorliegenden Gesteine (verwittertes Kristallin) können durchaus SEW, wie jene im Q3DM aufweisen.

Tabelle 9.4.2.7 : Beschreibung der Bohrung 21/380 :

Tiefenbereich in m		Beschreibung
von	bis	
0.0	27.0	Sande, Tone
27.0	46.5	stark verwittertes Kristallin
46.5	49.0	etwas festeres Kristallin

Nach der Bohrbeschreibung ist das Gestein in einer Tiefe von 46.5 bis 49m schwer einzuschätzen. Es dürfte sich dabei um festeres, aber dennoch angewittertes Gestein handeln. Solche Gesteine können durchaus noch niedrige SEW aufweisen. Wo das kompakte Gestein, also jene Bereiche mit deutlich höheren SEW, beginnt, ist schwer abzuschätzen. Das Q3DM zeigt jedenfalls bis zu seiner Endtiefe (ca. 60m) keine Bereiche mit höheren SEW.

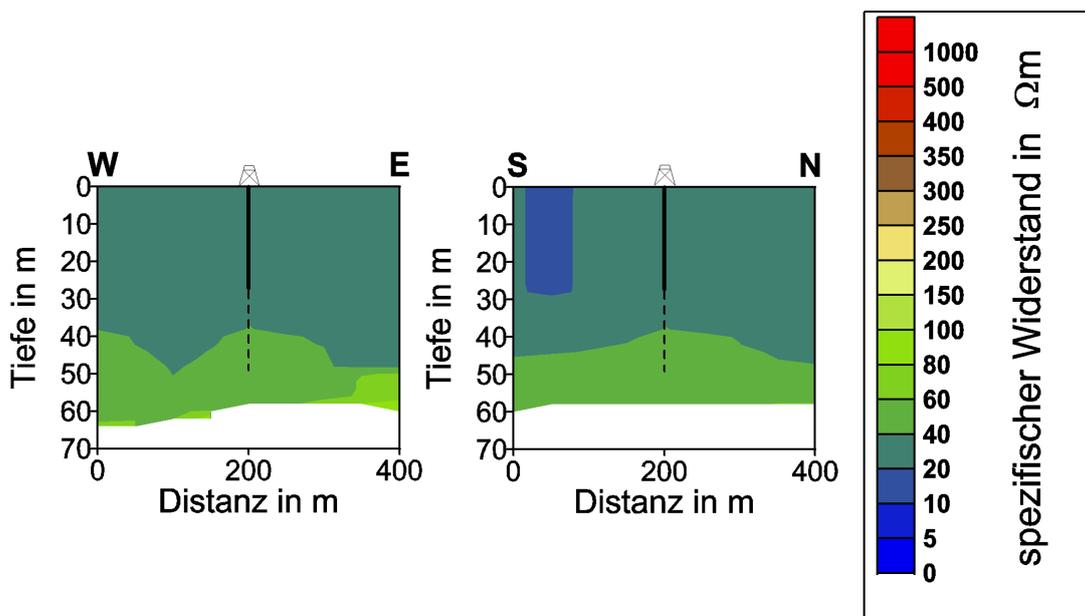


Abbildung 9.4.2.8 : Vertikale Widerstandssektionen des Q3DM bei der Bohrung 21/380. Dargestellt ist außerdem die Lage der Bohrung an den Profilen sowie die Tiefe bis zum kristallinen Grundgebirge (verwittertes Kristallin - durchgezogene Linie) bzw. bis zum Festgestein (Schätzung - unterbrochene Linie).

Bohrung 21/236 :

Im vorliegenden Fall kann man von einer Bestätigung des Q3DM in diesem Bereich durch die Bohrung sprechen (siehe Tab.9.4.2.8 und Abb.9.4.2.9). D.h. die Kristallinoberkante wird vom Q3DM im richtigen Tiefenbereich angesiedelt (Kristallin : >300Ωm) und die SEW oberhalb der Kristallinoberkante stehen im Einklang mit den aus der Bohrung bekannten Sedimenten.

Tabelle 9.4.2.8 : Beschreibung der Bohrung 21/236 :

Tiefenbereich in m		Beschreibung
von	bis	
0.0	49.1	Wechsellagen aus Sanden, Schluffen und Tonen
49.1	50.0	Blockwerk
50.0	53.0	Sande
53.0	63.0	Blockwerk bzw. Festgestein

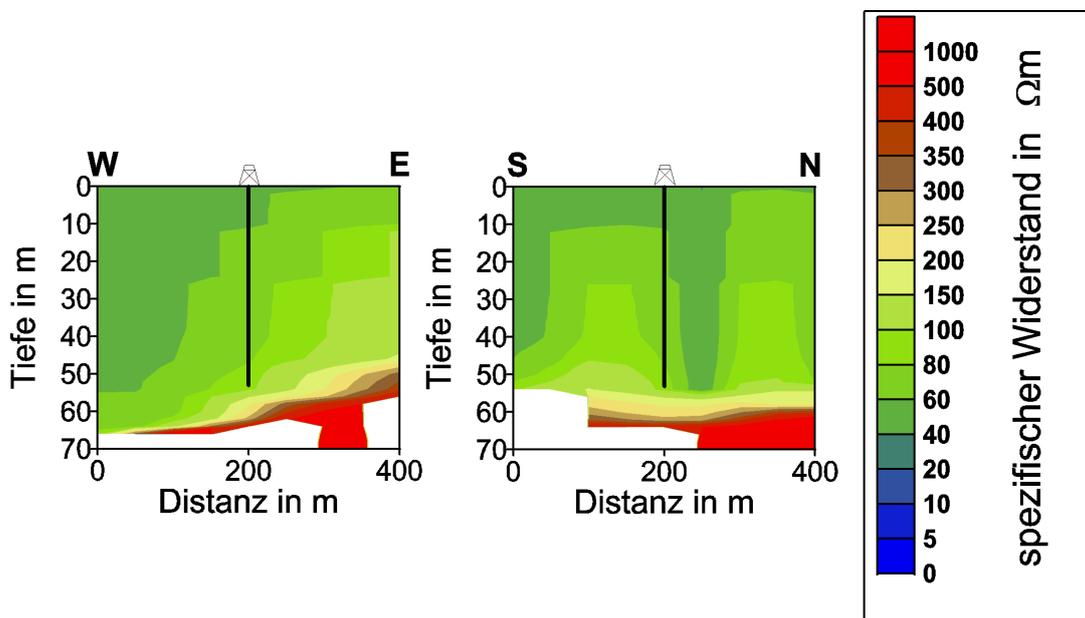


Abbildung 9.4.2.9 : Vertikale Widerstandssectionen des Q3DM bei der Bohrung 21/236. Dargestellt ist außerdem die Lage der Bohrung an den Profilen sowie die Tiefe bis zum kristallinen Grundgebirge.

Bohrung 21/237 :

Da die SEW des Q3DM bis zu seiner maximalen Eindringtiefe auf Sedimente hinweisen (siehe Abb.9.4.2.10) und die Bohrung erst in einer Tiefe von 99.0m Festgestein erreicht (siehe Tab.9.4.2.9), kann das Q3DM in diesem Bereich als korrekt angesehen werden.

Tabelle 9.4.2.9 : Beschreibung der Bohrung 21/237 :

Tiefenbereich in m		Beschreibung
von	bis	
0.0	7.3	Sande, Schluff
7.3	77.5	Schluff, sandig
77.5	82.0	Sand - Grus, wasserführend
82.0	93.6	Sande, Schluff
93.6	97.5	Sandstein
97.5	99.0	Festgestein

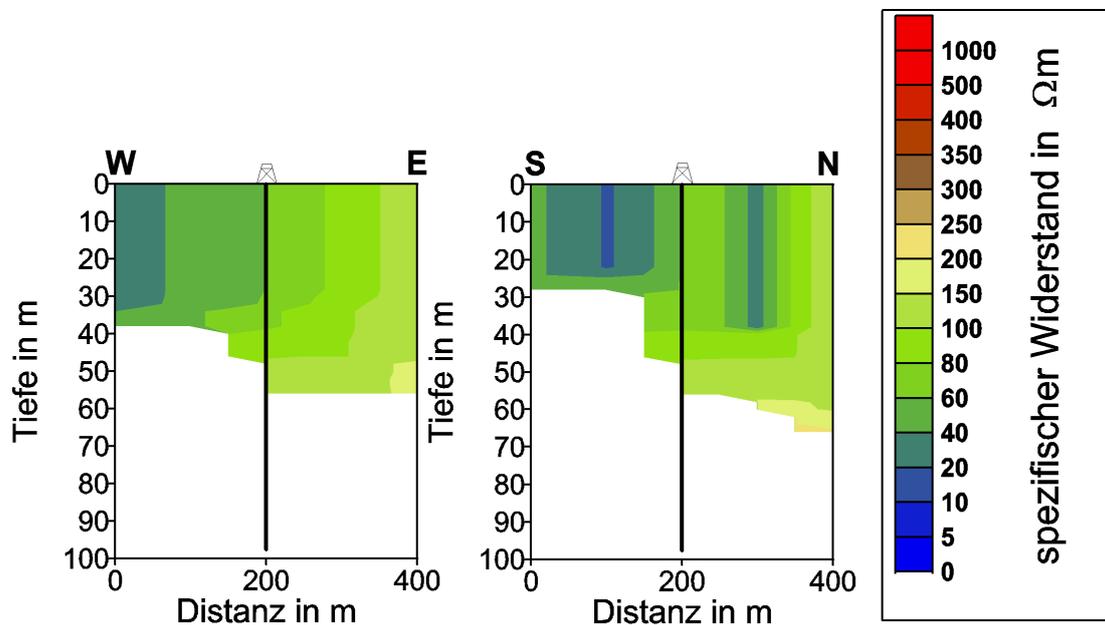


Abbildung 9.4.2.10 : Vertikale Widerstandssektionen des Q3DM bei der Bohrung 21/237.

Dargestellt ist außerdem die Lage der Bohrung an den Profilen sowie die Tiefe bis zum kristallinen Grundgebirge.

Bohrung 21/59-D :

Bis in eine Tiefe von 18.0m passen die im Q3DM angegebenen SEW (siehe Abb.9.4.2.11) zu den in der Bohrbeschreibung angegebenen Sedimenten (siehe Tab.9.4.2.10). Ob der Bereich zwischen 18m und 21m unter GOK als kompaktes Festgestein angesehen werden muß, kann aufgrund der Tatsache, daß es sich hier um eine Hammerbohrung handelt, in Zweifel gezogen werden. Doch selbst in diesem Fall ist es zweifelhaft, ob man die Grenze zwischen dem Verwitterungsbereich (niedrige SEW) und dem kompakten Fels (hohe SEW) Tiefer als 40m unter GOK ansetzen kann. Insofern muß man sagen, daß im Bereich dieser Bohrung die Kristallinoberkante durch das Q3DM nicht erfaßt wurde.

Tabelle 9.4.2.10 : Beschreibung der Bohrung 21/59-D :

Tiefenbereich in m		Beschreibung
von	bis	
0.0	0.5	Humus
0.5	11.5	Feinsand, schluffig
11.5	18.0	Kies, sandig
18.0	21.0	Fels

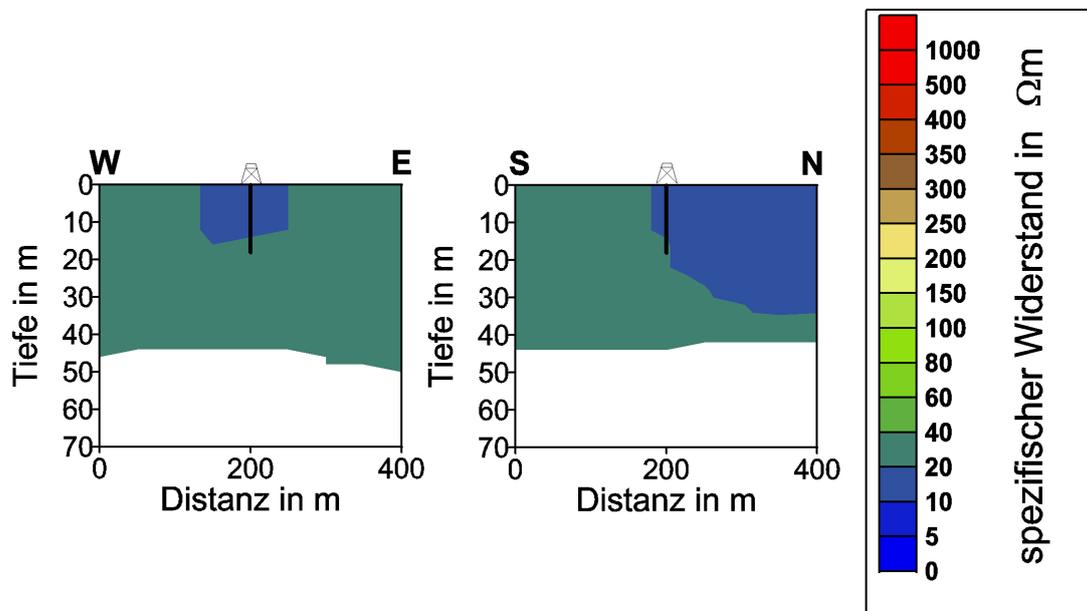


Abbildung 9.4.2.11 : Vertikale Widerstandssectionen des Q3DM bei der Bohrung 21/59-D. Dargestellt ist außerdem die Lage der Bohrung an den Profilen sowie die Tiefe bis zum kristallinen Grundgebirge.

Bohrung 21/333 :

Bis in eine Tiefe von 19.4m passen die im Q3DM angegebenen SEW (siehe Abb.9.4.2.12) zu den in der Bohrbeschreibung angegebenen Sedimenten (siehe Tab.9.4.2.11). Auch die in einer Tiefe von 19.4 bis 20.0m vorliegenden Gesteine (verwittertes Kristallin) können SEW, wie jene im Q3DM aufweisen. Die Tiefe der Grenze zwischen der Verwitterungsschicht und dem kompakten Kristallin, für die höhere SEW zu erwarten sind, wird auf etwa 30 bis 40m unter GOK geschätzt. Eine derartige Schichtgrenze ist im Q3DM jedoch nicht zu beobachten.

Tabelle 9.4.2.11 : Beschreibung der Bohrung 21/400 :

Tiefenbereich in m		Beschreibung
von	bis	
0.0	2.7	Sand, Schluff
2.7	6.4	Ton, Schluff
6.4	18.0	Ton
18.0	19.4	Sand, Schluff
19.4	20.0	Kristallin, stark verwittert
...	...	
ca. 30-40		kompakter Fels (Schätzung)

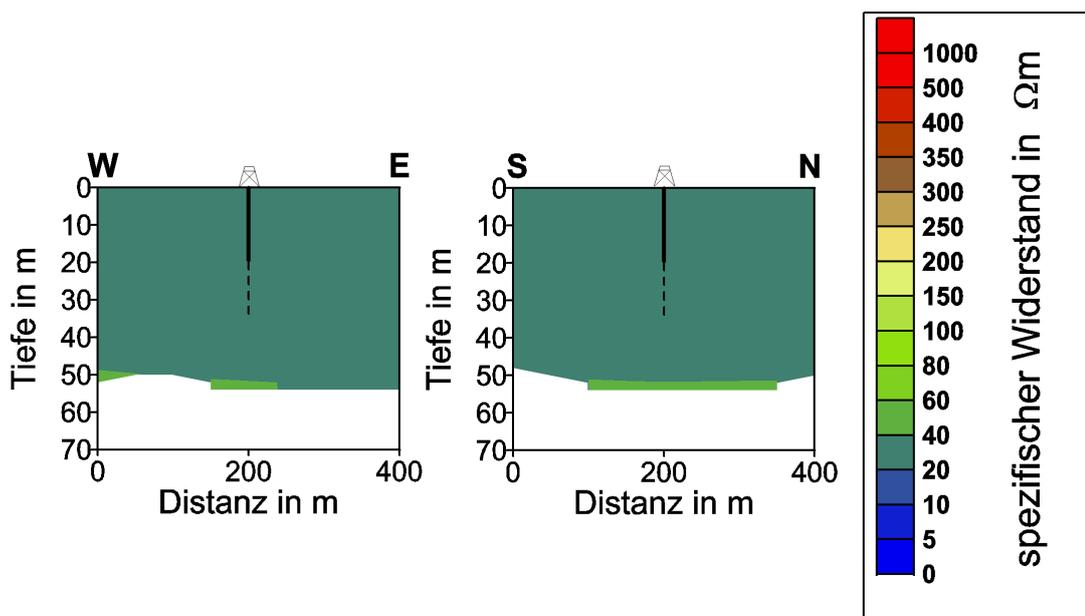


Abbildung 9.4.2.12 : Vertikale Widerstandssectionen des Q3DM bei der Bohrung 21/333. Dargestellt ist außerdem die Lage der Bohrung an den Profilen sowie die Tiefe bis zum kristallinen Grundgebirge (verwittertes Kristallin - durchgezogene Linie) bzw. bis zum Festgestein (Schätzung - unterbrochene Linie).

Bohrung 21/332 :

Da die SEW des Q3DM bis zu seiner maximalen Eindringtiefe jenen von Sedimenten entsprechen (siehe Abb.9.4.2.13) und die Bohrung erst in einer Tiefe von 176.0m anstehendes Kristallin erreicht (siehe Tab.9.4.2.12), kann das Q3DM in diesem Bereich als korrekt angesehen werden.

Tabelle 9.4.2.12 : Beschreibung der Bohrung 21/332 :

Tiefenbereich in m		Beschreibung
von	bis	
0.0	0.4	Humus, Steine, Ton
0.4	10.4	Ton und Schluff, sandig
10.4	14.4	Grob- bis Feinsand, Schluff, tonig, Kalkkonkretion
14.4	152.5	Wechsellagen aus Sanden, Schluffen und Tonen
152.5	170.0	Feinkies, Grobsand, schluffig
170.0	173.4	Ton, sandig
173.4	175.8	Sand, grob- bis mittelkörnig, Feinkies
175.8	176.0	Blockwerk und anstehendes Kristallin

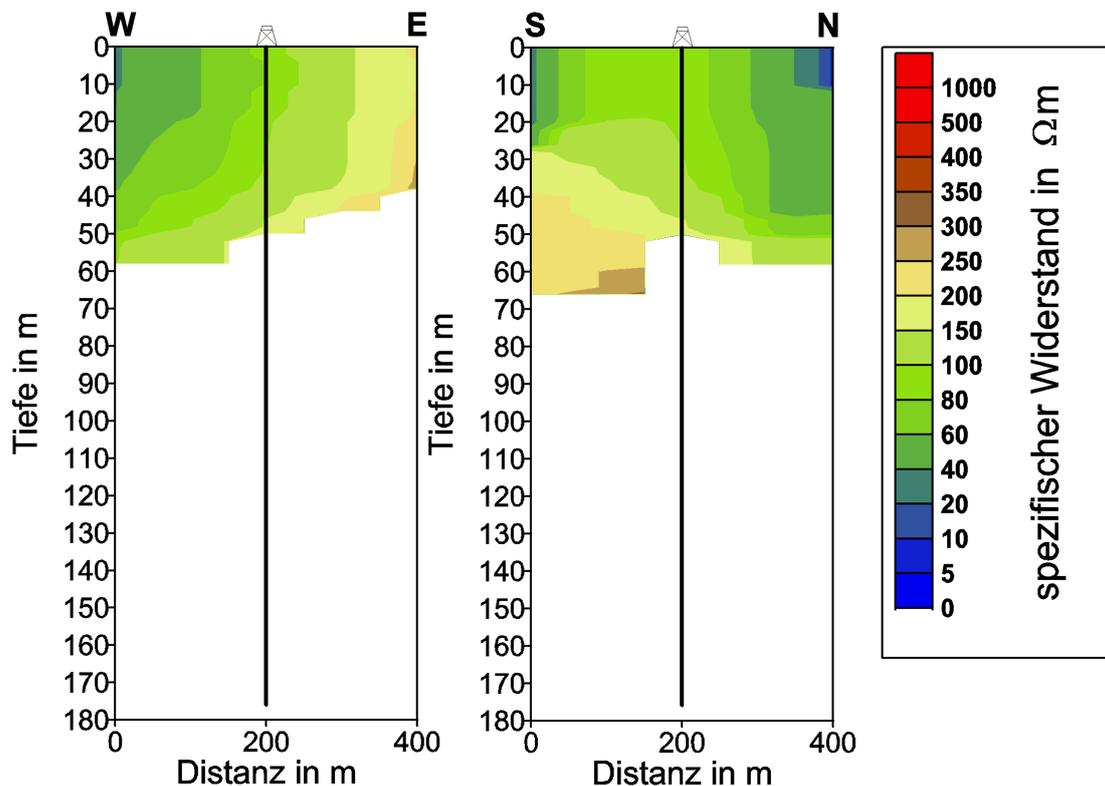


Abbildung 9.4.2.13 : Vertikale Widerstandssektionen des Q3DM bei der Bohrung 21/332. Dargestellt ist außerdem die Lage der Bohrung an den Profilen sowie die Tiefe bis zum kristallinen Grundgebirge.

Bohrung 21/330 :

Bis in eine Tiefe von 27.7m passen die im Q3DM angegebenen SEW (siehe Abb.9.4.2.14) zu den in der Bohrbeschreibung angegebenen Sedimenten (siehe Tab.9.4.2.13).

Tabelle 9.4.2.13 : Beschreibung der Bohrung 21/400 :

Tiefenbereich in m		Beschreibung
von	bis	
0.0	0.4	Schluff
0.4	3.85	Sand
3.85	5.4	Ton
5.4	8.7	Schluff, Ton
8.7	14.5	Sand (knapp unter 14.5m Grundwasserspiegel)
14.5	23.0	Ton
23.0	27.7	Schluff, Sand
27.7	29.5	Kristallin, verwittert
...	...	
ca. 40-50		kompakter Fels (Schätzung)

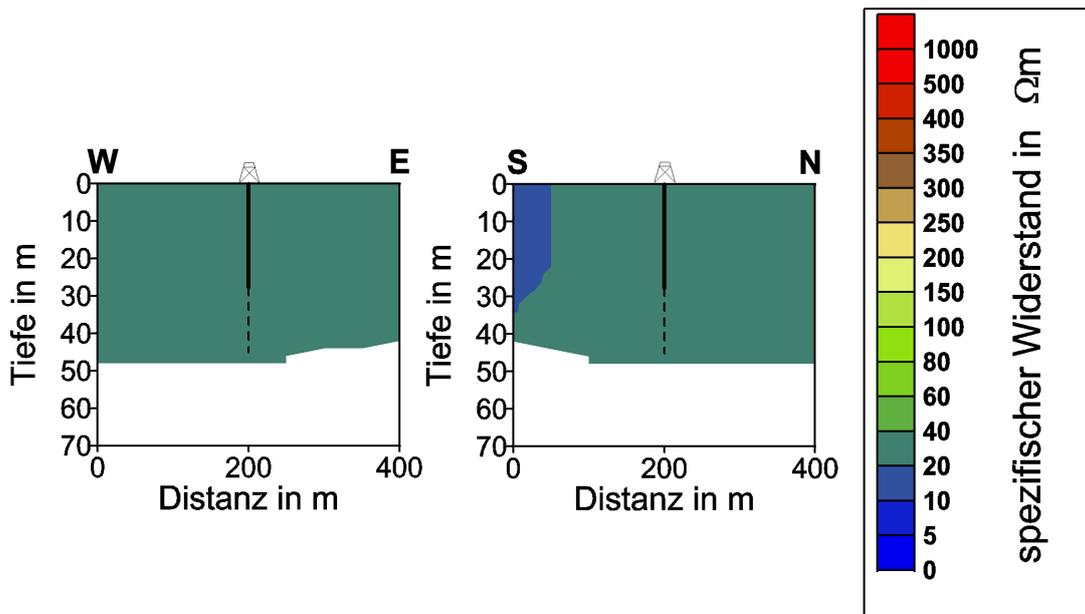


Abbildung 9.4.2.14 : Vertikale Widerstandssektionen des Q3DM bei der Bohrung 21/330.

Dargestellt ist außerdem die Lage der Bohrung an den Profilen sowie die Tiefe bis zum kristallinen Grundgebirge (verwittertes Kristallin - durchgezogene Linie) bzw. bis zum Festgestein (Schätzung - unterbrochene Linie).

Auch die in einer Tiefe von 27.7 bis 29.5m vorliegenden Gesteine (verwittertes Kristallin) können SEW, wie jene im Q3DM aufweisen. Der Tiefenbereich in dem das kompakte Gestein, also jene Bereiche mit deutlich höheren SEW, beginnt wurde auf 40 bis 50m unter GOK abgeschätzt. Da das Q3DM für Tiefen unterhalb von 40 bis 50m keine Informationen liefert und die genaue Tiefe zum kompakten Festgestein unbekannt ist, kann das Modell in dieser Hinsicht weder verifiziert noch falsifiziert werden.

Bohrung 21/402 :

Bis in eine Tiefe von 33.0m passen die im Q3DM (siehe Abb.9.4.2.15) angegebenen SEW zu den in der Bohrbeschreibung angegebenen Sedimenten (siehe Tab.9.4.2.14).

Tabelle 9.4.2.14 : Beschreibung der Bohrung 21/402 :

Tiefenbereich in m		Beschreibung
von	bis	
0.0	0.5	Humus
0.5	3.8	Silt
3.8	4.75	Ton, siltig
4.75	6.15	Silt
6.15	10.5	Mittel- und Grobsande
10.5	10.7	Silt
10.7	18.7	Mittel- und Grobsande
18.7	19.75	Silt
19.75	33.0	Mittel- und Grobsande
33.0	39.0	Kristallin, tonig verwittert

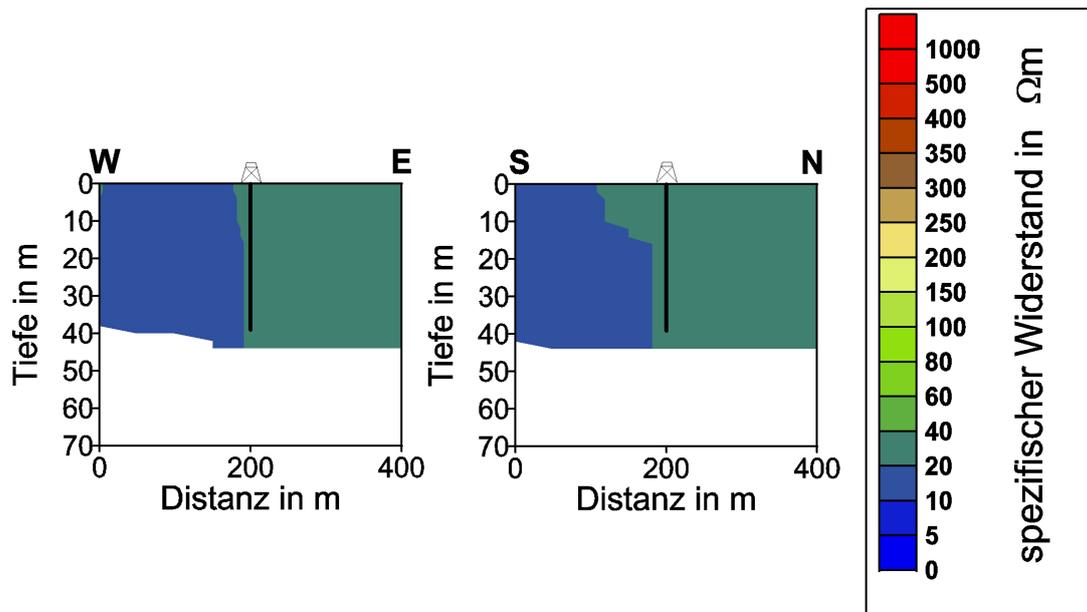


Abbildung 9.4.2.15 : Vertikale Widerstandssectionen des Q3DM bei der Bohrung 21/402. Dargestellt ist außerdem die Lage der Bohrung an den Profilen sowie die Tiefe bis zum kristallinen Grundgebirge.

Auch die in einer Tiefe von 33.0 bis 39.0m vorliegenden Gesteine (verwittertes Kristallin) können SEW, wie jene im Q3DM aufweisen. Da kompakter Fels (SEW >300Ωm) vermutlich erst ab 10 bis 20m unter der Endtiefe der Bohrung vorliegt (d.h. ca. 50-60m unter GOK), daß Q3DM jedoch knapp unter 40m endet (max. Eindringtiefe), kann diese Schichtgrenze durch das Q3DM nicht mehr aufgelöst werden. Somit bestätigt die Bohrung das Q3DM in diesem Bereich.

Bohrung 21/336 :

Da die SEW des Q3DM bis zur seiner maximalen Eindringtiefe auf Sedimente hinweisen (siehe Abb.9.4.2.16) und die Bohrung erst in einer Tiefe von 51.0m anstehendes Kristallin erreicht (siehe Tab.9.4.2.15), kann das Q3DM in diesem Bereich als korrekt angesehen werden.

Tabelle 9.4.2.15 : Beschreibung der Bohrung 21/336 :

Tiefenbereich in m		Beschreibung
von	bis	
0.0	8.0	Schluff, Feinsand, tonig
8.0	9.3	Sand, fein- bis mittelkörnig
9.3	16.5	Schluff, Ton, sandig
16.5	20.5	Feinsand, Schluff, tonig
20.5	23.0	Schluff, Ton, Feinsand
23.0	33.0	Sand, fein- bis grobkörnig, kiesig, schluffig
33.0	51.0	Schluff, Feinsand, bei Endtiefe kristalliner Untergrund

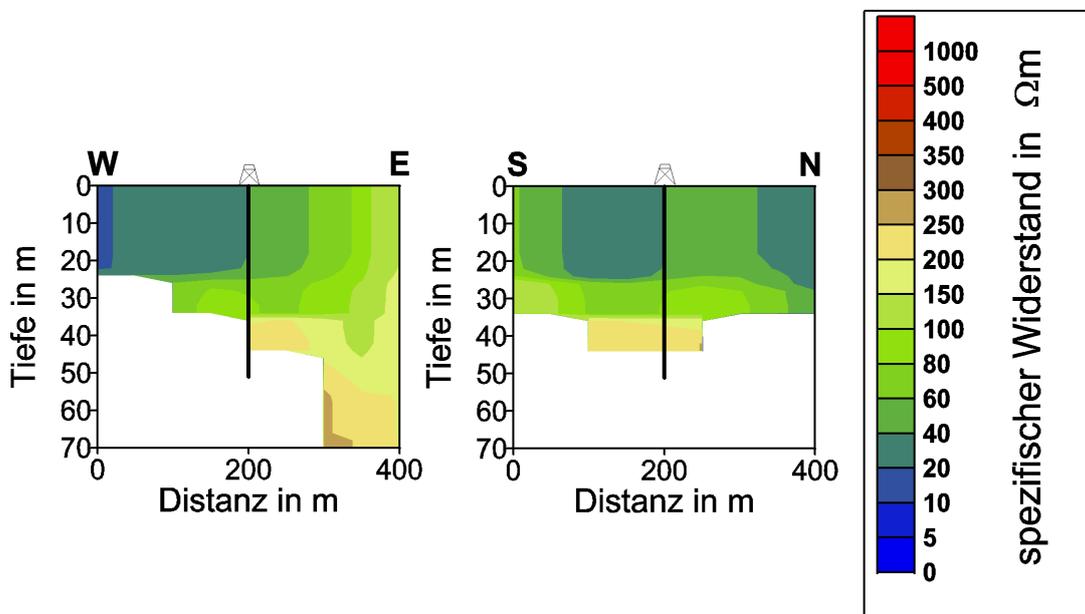


Abbildung 9.4.2.16 : Vertikale Widerstandssectionen des Q3DM bei der Bohrung 21/336. Dargestellt ist außerdem die Lage der Bohrung an den Profilen sowie die Tiefe bis zum kristallinen Grundgebirge.

Von den 15 ausgewählten Bohrungen erreichten nur 7 (59-B; 21/348; 21/377; 21/236; 21/237; 21/332; 21/336) nachweisbar kompaktes Festgestein (d.h. SEW >300Ωm).

Tabelle 9.4.2.16 : Zusammenfassender Vergleich der Bohrprofile mit dem Q3DM.

	Bezeichnung der Bohrung	Übereinstimmung Bohrdaten ↔ EM-Modell
Bohrung hat Festgestein erreicht	59-B	gut
	21/348	gut
	21/377	gut
	21/236	gut
	21/237	gut
	21/332	gut
	21/336	gut
Endtiefe bei verwittertem Kristallin	G-30	gut
	21/330	gut
	21/402	gut
Tiefe bis Festgestein geschätzt	21/376	schlecht
	21/380	schlecht
	21/333	schlecht
	21/59-D	schlecht
	21/400	schlecht

Legt man eine relative Lageunsicherheit vom Q3DM zur Bohrposition von bis zu 100m zu Grunde (GPS-Ungenauigkeit), dann steht das Q3DM in den entsprechenden Bereichen mit den Ergebnissen dieser 7 Bohrungen im Einklang (siehe Tab.9.4.2.16).

Bei 8 Bohrungen (G-30⁽¹⁾; 21/376⁽²⁾; 21/400⁽²⁾; 21/380⁽²⁾; 21/59-D⁽³⁾; 21/333⁽²⁾; 21/330⁽¹⁾; 21/402⁽³⁾; 21/402⁽¹⁾) mußte die Tiefe zum Festgestein aufgrund der Bohrprofile abgeschätzt werden (Abschätzung durch einen Geologen der GBA). Nimmt man die Abschätzungen der Tiefen bis zum Festgestein als zutreffend an, so stimmen in 3 Fällen⁽¹⁾ das Q3DM mit den Bohrresultaten überein. In 4 Fällen⁽²⁾ können die oberen Bereiche des Q3DM als korrekt angesehen werden, während die Festgesteinsoberkante vom Q3DM nicht erfaßt wurde.

In einem Fall⁽³⁾ ist es fraglich, ob die Bohrung tatsächlich kompakten Fels erreicht hat oder nicht. Doch ungeachtet dieser Unsicherheit kann für diese Bohrungen gesagt werden, daß der obere Bereich des Q3DM bei dieser Bohrung als korrekt angesehen werden kann, während die Festgesteinsoberkante vom Q3DM nicht erfaßt wurde (siehe Tab.9.4.2.16).

D.h. durch 10 von 15 Bohrungen wird das Q3DM bestätigt (siehe Tab. 9.4.2.16). Die übrigen 5 Bohrungen bestätigen das Q3DM nur in den jeweils oberen Bereichen. Die Festgesteinsoberkante konnte in diesem 5 Fällen vom Q3DM nicht erfaßt werden.

Jene 5 Bohrungen, bei denen die Festgesteinsoberkante vom Q3DM nicht erfaßt wurde und die eine schlechte Übereinstimmung mit dem Q3DM aufweisen, wurden zusätzlich näher untersucht. Ziel war es festzustellen ob das unzureichende Q3DM im Bereich dieser Bohrungen seine Ursache in den Meßwerten oder in der Modellrechnung selbst hat.

Dafür wurden zunächst alle Meßpunkte, die sich in einer Entfernung von jeweils maximal 650m um die Bohrpositionen befinden, ermittelt. Für die KSV an diesen Positionen wurde

dann das entsprechende 1D-Modell ermitteln (aus den bereits bestehenden Datenfiles herausgelesen). Basierend auf diesen 1D-Widerstandsmodellen wurden dann die entsprechenden theoretischen KSV berechnet (siehe Kap.4.1). Diese theoretischen KSV (z.B. Re_{434Hz_Q3DM}) wurden anschließend mit den gemessenen KSV (z.B. $Re_{434Hz_gemessen}$) verglichen und nach Gleichung (9.4.2.1) ein Fehler F_{Q3DM} berechnet.

$$F_{Q3DM} = \left| (Re_{434Hz_gemessen} - Re_{434Hz_Q3DM}) + (Im_{434Hz_gemessen} - Im_{434Hz_Q3DM}) + (Re_{3212Hz_gemessen} - Re_{3212Hz_Q3DM}) + (Im_{3212Hz_gemessen} - Im_{3212Hz_Q3DM}) + (Re_{7002Hz_gemessen} - Re_{7002Hz_Q3DM}) + (Im_{7002Hz_gemessen} - Im_{7002Hz_Q3DM}) + (Re_{34k Hz_gemessen} - Re_{34k Hz_Q3DM}) + (Im_{34k Hz_gemessen} - Im_{34k Hz_Q3DM}) \right| \quad (9.4.2.1)$$

Auf der anderen Seite, wurden aus den Angaben der einzelnen Bohrprofile eine Vielzahl von Widerstandsmodellen mit 2 Schichten abgeleitet (Sedimente+Verwitterungszone und kompaktes Kristallin ; siehe Tab.9.4.2.17) und anschließend für diese Modelle die theoretischen KSV berechnet.

Eine Repräsentation der Bohrprofile durch ein Mehrschichtmodell (Schichtanzahl >2) wäre zwar eine bessere Beschreibung der tatsächlichen Widerstandsverteilung, würde jedoch nicht die Frage beantworten, ob das Q3DM falsche Werte liefert. Es liegt auf der Hand, daß man mit einem Mehrschichtmodell die Meßwerte besser annähern kann. Da das Q3DM allerdings nur auf HHR und 2SM beruht, wäre ein solcher Vergleich hinsichtlich der Zuverlässigkeit des Q3DM nicht aussagekräftig.

Ich möchte an dieser Stelle betonen, daß die hier verwendeten 2SM zur Beschreibung der SEW in der unmittelbaren Umgebung der Bohrungen Schätzungen darstellen, welche durch keinerlei Messung im Bohrloch oder an eventuell vorhandenen Bohrproben bestätigt wurden.

Tabelle 9.4.2.17 : Aus Bohrungen abgeleitete 2-Schicht Widerstandsmodelle (2SM)

	21/333	21/376	21/380	21/400	21/59-d
h_0 in m	40, 50, 60, 70, 80, 90, 100				
ρ_1 in Ωm	10, 15, 20	15, 20, 25	15, 20, 25	10, 15, 20	50, 60, 70, 80, 90, 100, 120, 150
h_1 in m	30, 35, 40	38, 40, 42	50, 55, 60	18, 20, 22	18, 21, 25
ρ_2 in Ωm	300, 350, 400, 450, 500, 600, 750, 1000, 1500, 2000, 4000, 9999				

Auch diese theoretischen KSV (z.B. Re_{434Hz_BOHR}) wurden anschließend mit den gemessenen KSV (z.B. $Re_{434Hz_gemessen}$) verglichen und gemäß Gleichung (9.4.2.2) ein Fehler F_{BOHR} berechnet.

$$F_{BOHR} = \left| (Re_{434Hz_gemessen} - Re_{434Hz_BOHR}) + (Im_{434Hz_gemessen} - Im_{434Hz_BOHR}) + (Re_{3212Hz_gemessen} - Re_{3212Hz_BOHR}) + (Im_{3212Hz_gemessen} - Im_{3212Hz_BOHR}) + (Re_{7002Hz_gemessen} - Re_{7002Hz_BOHR}) + (Im_{7002Hz_gemessen} - Im_{7002Hz_BOHR}) + (Re_{34k Hz_gemessen} - Re_{34k Hz_BOHR}) + (Im_{34k Hz_gemessen} - Im_{34k Hz_BOHR}) \right| \quad (9.4.2.2)$$

Für die jeweilige Bohrung wurde jenes Modell als das für diesen Meßpunkt gültige Bohrmodell angesehen, dessen theoretische KSV die geringsten Abweichungen zu den jeweils gemessenen KSV aufwies.

Ein Vergleich der Fehler F_{BOHR} und F_{Q3DM} für alle Meßpunkte in der unmittelbaren Umgebung der einzelnen Bohrungen ermöglicht Aussagen darüber, ob das Q3DM die gemessenen KSV

besser oder schlechter repräsentiert als die auf den Bohrungen basierenden 2SM (siehe Tab.9.4.2.18).

Tabelle 9.4.2.18 : Vergleich der Fehler F_{BOHR} und F_{Q3DM} .

	21/333	21/376	21/380	21/400	21/59-d
$F_{BOHR} > F_{Q3DM}$	62.2 %	62.2 %	68.7 %	45.9 %	63.3 %
$F_{BOHR} < F_{Q3DM}$	37.8 %	37.8 %	31.3 %	54.1 %	36.7 %
für $F_{Q3DM} - F_{BOHR}$					
Median	-26.9	-15.8	-28.7	4.0	-19.8
1.Quartille	-100.9	-56.1	-182.2	-30.5	-46.3
3.Quartille	13.5	22.1	10.5	150.7	16.1

Gemäß diesen Ergebnissen kann geschlossen werden, daß im Falle der Bohrungen 21/333, 21/376, 21/380 und 21/59-d das Q3DM die gemessenen KSV in der Umgebung der Bohrungen besser repräsentiert als die aus den Bohrbeschreibungen abgeleiteten 2SM (siehe Tab. 9.4.2.18). Geht man davon aus, daß die Bohrmodelle eine realistische Beschreibung des Untergrundes darstellen, so folgt aus diesen Ergebnissen, daß entweder die Qualität der Meßdaten in der Umgebung der entsprechenden Bohrungen unzureichend ist, oder die Annahme eines 2SM eine unzureichende Vereinfachung der tatsächlichen Verhältnisse darstellt.

Im Falle der Bohrung 21/400 werden die gemessenen KSV von etwa gleich vielen Meßpunkten besser durch die jeweiligen Bohrmodelle bzw. den jeweiligen Q3DM beschrieben.

9.4.3. Vergleich des quasi 3D-Widerstandsmodelles mit den Ergebnissen bodengeophysikalischer Profile

Profil 1

Im Jahre 1977 wurden von der Universität Wien und der TU-Wien geophysikalische Messungen im Gebiet um Mörtersdorf durchgeführt [9.9]. Unter anderem wurde ein ca. 1530m langes Profil mittels Refraktionsseismik vermessen. Dabei wurde die Kristallinoberkante auf einer Länge von fast 1000m erfaßt. Zum Vergleich mit dem Q3DM wurde entlang dieses Profilverlaufes eine vertikale Widerstandssektion aus dem Q3DM berechnet. Um das Becken besser zu erfassen, wurde die Widerstandssektion sowohl nach Westen als auch nach Osten über das Bodenprofil hinaus verlängert (siehe Profil 1 in Abb.9.4.3.1 - oberes und mittleres Bild).

Die Tiefe der, aus der Refraktionsseismik berechneten, Kristallinoberkante (unterbrochene Linie - siehe Abb.9.4.3.1 - mittleres Bild) nimmt von Westen nach Osten langsam zu. In jenen Bereichen in denen die Kristallinoberkante aus der Refraktionsseismik unterhalb der Eindringtiefe des Q3DM liegt, zeigt das Q3DM im wesentlichen einen HHR. Die SEW dieses HHR entsprechen jenen von Lockergesteinen. Im westlichen Abschnitt des Seismik-Profiles, in dem die Kristallinoberkante auftaucht, weist auch das Q3DM in vergleichbaren Tiefen einen deutlichen Anstieg des SEW auf. Auch wenn unmittelbar im Bereich des westlichen Abschnittes des Seismikprofiles das kristalline Grundgebirge im Q3DM ($SEW > 300\Omega m$) nicht direkt aufscheint, so zeichnet es sich doch deutlich ab. Im Gegensatz zum Westrand des südlichen Horner Beckens fällt der Ostrand des Q3DM deutlich steiler in die Tiefe ab. Die Position der östlichen Kristallinoberkante aus dem Q3DM wird durch die geologischen Kartierungen bestätigt (siehe Abb.9.4.3.1 - oberes Bild). Etwa 500m westlich der kartierten Kristallinoberkante erreichte eine Bohrung (21/332) erst in 175m Tiefe Festgestein. Wie

bereits in Kapitel 9.4.2 diskutiert, zeigt das Q3DM in diesem Bereich bis zu seiner maximalen Eindringtiefe SEW, die jenen von Lockergesteinen entsprechen.

Profil 2

Im Rahmen einer Diplomarbeit [9.10] wurden die Meßergebnisse aus den Übungen zur Angewandten Geophysik an der TU-Wien der Jahre 1985 bis 1990 übernommen, neu ausgewertet und mit gravimetrischen Ergänzungsmessungen versehen. Daraus entstand unter anderem ein Profil durch das Horner Becken an dessen Verlauf die Kristallinoberkante sowohl aus gravimetrischen Messungen als auch mittels Refraktionsseismik erfaßt wurde. Bei der Interpretation der gravimetrischen Messungen wurden, zur Bestimmung der absoluten Tiefen bis zur Kristallinoberkante, die Gravimetriedaten mit den Absoluttiefen aus der Seismik kalibriert. Dadurch konnte auf einer Strecke von über 2,5 km ein Modell für die Topographie der Kristallinoberkante berechnet werden (siehe Abb.9.4.3.1 - unteres Bild).

Auch entlang dieses Profilverlaufes wurde zu Vergleichszwecken eine vertikale Widerstandssektion aus dem Q3DM berechnet. Diese Widerstandssektion wurde in Richtung Osten um ca. 500m über das Bodenprofil hinaus verlängert (siehe Profil 2 in Abb.9.4.3.1 - oberes und unteres Bild).

In jenen Bereichen, in den das Q3DM bis zu seiner maximalen Eindringtiefe einen HHR mit SEW von Lockergesteinen aufweist, verläuft die Kristallinoberkante aus der Refraktionsseismik und der Gravimetrie deutlich unterhalb der Eindringtiefe des Q3DM (siehe Abb.9.4.3.1 - unteres Bild).

Im westlichen Drittel des Profiles weisen sowohl das Q3DM als auch das Modell, das auf den gravimetrischen Messungen beruht, eine deutliche Verringerung der Mächtigkeit der Beckenfüllung auf. Die Tiefenlagen der Kristallinoberkanten aus beiden Modellen stimmen dabei teilweise sehr gut überein.

Im östlichen Teil des Profilverlaufes zeigt das aus den gravimetrischen Messungen abgeleitete Modell ein Auftauchen der Kristallinoberkante. In diesem Profilabschnitt zeigt auch das Q3DM in vergleichbaren Tiefen eine deutliche Widerstandszunahme.

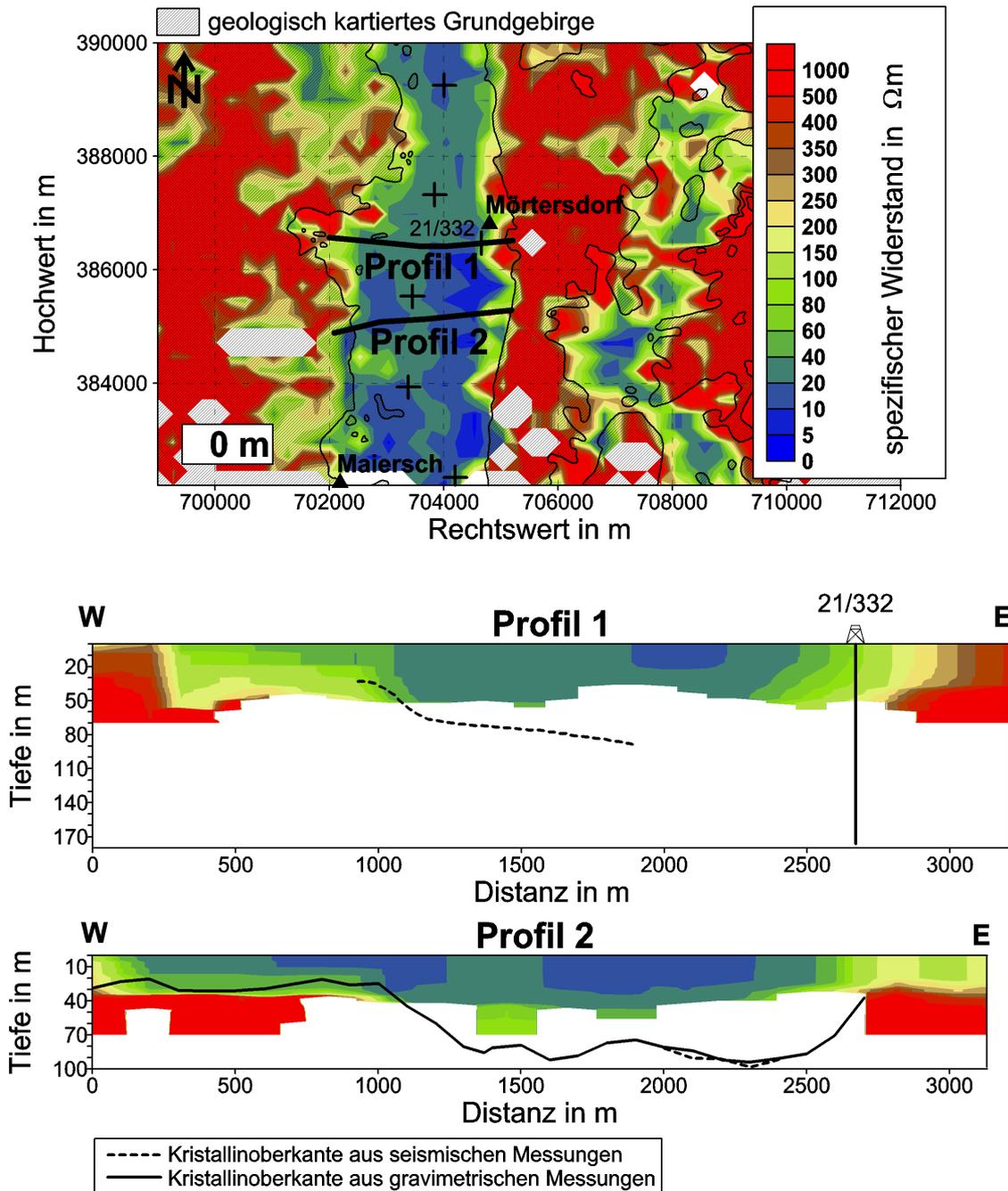


Abbildung 9.4.3.1 : **oberes Bild** : Berechnete Verteilung des SEW an der Erdoberfläche (Tiefe=0m) in Bereich des südlichen Horner Beckens. Dargestellt ist außerdem die Lage von jenen zwei bodengeophysikalischen Profilen, deren Ergebnisse mit dem Q3DM verglichen wurden. Zudem ist das geologisch kartierte Grundgebirge und die Positionen der Bohrungen (+) im dargestellten Gebiet eingezeichnet. Koordinatensystem : BMN (GK-M34).
mittleres Bild : vertikale Widerstandssektion des Q3DM entlang es Profiles 1. Eingezeichnet ist außerdem die Lage der, aus seismischen Messungen berechneten, Kristallinoberkante sowie die Bohrung 21/332.
unteres Bild : vertikale Widerstandssektion des Q3DM entlang es Profiles 2. Eingezeichnet ist außerdem die Lage der, aus seismischen bzw. gravimetrischen Messungen berechneten, Kristallinoberkante.

9.5. Kurzzusammenfassung

Mit Hilfe dieses Fallbeispiels konnte veranschaulicht werden, daß das in dieser Arbeit vorgeschlagene Konzept einer Interpretation von AEM Daten sehr gut geeignet ist, realistische Modelle der Widerstandsverteilung im Untergrund zu berechnen. Die Klassifizierung der Meßwerte stellt nicht nur sicher, daß an jedem Meßpunkt die geeignetste Modellannahme (von den zur Verfügung stehenden Möglichkeiten) zur Inversion herangezogen wird, es gewährleistet außerdem einen effizienten Ablauf der Berechnungen. Bei einer Erweiterung der zur Verfügung stehenden Modellannahmen würden diese Vorteile noch deutlicher zu Tage treten.

Es wäre übertrieben zu behaupten, daß ein derartiges - auf Aeromessungen beruhendes - Q3DM Bodenmessungen überflüssig macht. Dafür ist das Q3DM relativ ungenau und die Eindringtiefe ist für bestimmte Fragestellungen zu gering. Dennoch macht sowohl der Vergleich mit den Ergebnissen anderer geophysikalischer Meßverfahren als auch mit Bohrungen (vgl. Kap.9.4.2) deutlich, daß die Verteilung des SEW mit der Tiefe durchaus realistisch ist. Gut genug um erste Aussagen über den Tiefenaufbau der ersten 60-70m des Untergrundes zu machen. Solche Abschätzungen können die Planung von weiteren geophysikalischen Meßprogrammen sowie von Bohrungen wesentlich effizienter gestalten.

10. Zusammenfassung und Diskussion

Geophysikalische Meßverfahren, die eine Meßwerterfassung ohne Berührung des Bodens erlauben (Elektromagnetik, Magnetik, Radiometrie usw.), können dazu herangezogen werden große Meßgebiete mit hoher räumlicher Auflösung in relativ kurzer Zeit meßtechnisch zu überdecken. Als Plattformen eignen sich hierfür vor allem Schiffe (Maringeophysik) und Fluggeräte (Flächenflugzeuge, Helikopter), da diese sich im Untersuchungsgebiet vergleichsweise frei bewegen können. Besonders der Einsatz von Helikoptern als Meßplattform hat sich für Meßprogramme in Gebieten mit schwieriger Topographie als sehr vorteilhaft erwiesen.

Bei einer wie oben angesprochenen großflächigen geophysikalischen Vermessung eines Gebietes, fallen naturgemäß große Datenmengen an (mehrere Meßparameter an ca. 10^5 Meßpunkten und mehr), deren Bearbeitung, aus Zeit- und Kostengründen, nur automatisch erfolgen kann. Dies gilt insbesondere für AEM-Verfahren mit mehreren Frequenzen. Ich habe daher, mit Unterstützung des Institutes für Meteorologie und Geophysik (IMG) und der Geologischen Bundesanstalt (GBA), ein automatisches Interpretationsverfahren für AEM-Messungen entwickelt, bei dem unter Benutzung von Künstlichen Neuralen Netzen (KNN) der zeitliche Ablauf möglichst optimal erfolgt.

Die Interpretation von geophysikalischen Meßdaten erfolgt im Allgemeinen, und daher auch für AEM-Messungen, unter Annahme bestimmter Untergrundmodelle. Für diese Modelle werden dann die Modellparameter laufend so angepaßt, daß die Meßdaten und die berechneten Daten möglichst gut übereinstimmen. Ob ein bestimmtes Modell den Meßwerten an einem Meßpunkt bzw. einem Profilabschnitt entspricht, muß im nachhinein anhand der Modellparameter bzw. dem Fehler zwischen den berechneten Daten und den tatsächlichen Meßwerten bestimmt werden. Stehen mehrere Modelle zur Auswahl, ist mit einer derartigen Vorgangsweise ein hoher Rechenaufwand verbunden.

Im Gegensatz dazu erfolgt bei dem hier vorgeschlagenen Interpretationssystem, **vor der Berechnung der entsprechenden Modellparameter, eine automatische Klassifizierung der Meßwerte**. Die Klassifizierung der Meßwerte umfaßt zwei Gruppen :

1. Es wird für eine Modellannahme (z.B. vertikaler Gang) überprüft, ob diese hinreichend gut durch die Meßwerte repräsentiert wird.
2. Es stehen zwei oder mehr Modellannahmen zur Verfügung (z.B. homogener Halbraum und horizontal geschichteter Halbraum mit 2 Schichten) und die Klassifizierung entscheidet welches der vorgegebenen Modelle am ehesten den Meßwerten zugeordnet werden kann.

Die 1. Gruppe der Klassifizierungen kommt bei der automatischen Erkennung von 2D Strukturen zur Anwendung. Im Zuge dieser Erkennung sollte entschieden werden, ob die Meßwerte an einem Profilabschnitt einer bestimmten 2D Struktur (im vorliegenden Fall eines elektrisch leitfähigen vertikalen Ganges in einer schlecht leitenden Umgebung) entsprechen. Auf diese Weise können nicht nur die Anomalien von bestimmten 2D Strukturen rasch kartiert werden, sondern es können damit auch automatisch Bereiche identifiziert werden in denen eine 1D Interpretation der Meßwerte nicht sinnvoll erscheint. Ist die Lage einer 2D Struktur bekannt, dann kann in der Folge der entsprechende Profilabschnitt zur Bestimmung der Parameter dieser 2D Struktur herangezogen werden. Eine derartige Berechnung der Modellparameter (z.B. Tiefe der Gangoberkante, elektrischer Widerstand usw.) wurde jedoch bisher noch nicht realisiert.

Die 2. Gruppe der Klassifizierungen kommt hier ausschließlich im Zusammenhang mit einer 1D Interpretation des Meßdaten zur Anwendung (1D Klassifizierung). In der momentanen Praxis in Österreich werden die Meßdaten an den einzelnen Meßpunkten entweder als homogener Halbraum oder als horizontal geschichteter Halbraum mit 2 Schichten interpretiert. Die Entscheidung zwischen diesen beiden Modellannahmen erfolgt hier automatisch **vor** der eigentlichen Berechnung der entsprechenden Modellparameter (spezifische Widerstände und Schichtmächtigkeiten).

Im Zuge des hier vorgeschlagenen Interpretationssystems wird zuerst die

Erkennung der 2D Strukturen

durchgeführt. Nachdem Bereiche, in denen eine 2D Strukturen erkannt wurden, vom Datensatz entfernt wurden, erfolgt die

1D Klassifizierung der Meßwerte.

Basierend auf diese 1D Klassifizierung erfolgt anschließend die Berechnung der entsprechenden Modellparameter. In einem letzten Schritt werden die meßpunktweise berechneten 1D Modelle zu einem

quasi 3D Modell des Untergrundes

zusammengefaßt.

Das hier vorgeschlagene Interpretationssystem kann selbstverständlich sowohl durch weitere 2D Strukturerecognitionen (z.B. vertikaler Kontakt) als auch auf eine größere Anzahl verschiedener 1D Modellannahmen erweitert werden (z.B. Erweiterung um einen 3 Schichtfall). Durch die vorangehende Klassifizierung der Meßwerte würde durch derartige Erweiterungen in der Anwendung kaum zusätzliche Rechenzeit anfallen.

Um die Rechenzeit in der Anwendung klein zu halten, wurde für die Klassifizierung der Meßwerte die Technologie der

Künstlichen Neuralen Netze (KNN)

eingesetzt.

KNNs erlauben durch gezielte Veränderung ihrer inneren Parameter die Approximation einer Abbildung eines n-dimensionalen Vektorraumes in einen m-dimensionalen Vektorraum. Dieses gezielte Verändern der variablen Parameter wird von einem Lernalgorithmus - im vorliegenden Fall einem erweiterten „backpropagation“-Algorithmus - durchgeführt. Nach Abschluß des Lernprozesses zeigt ein KNN aufgrund der einfachen netzwerkinternen Rechenvorgänge ein sehr hohe Verarbeitungsgeschwindigkeit.

Die Anwendung von KNN zur Umsetzung meines Konzeptes einer Interpretation von AEM-Daten erwies sich als überaus effizient. Besonders die Rechenzeiten in der Anwendung können als sehr klein bezeichnet werden (ca. 40.000 Meßpunkte in etwa 10 Minuten auf 400MHz PII PC).

Nach meiner Erfahrung ist der entscheidende Faktor bei der Arbeit mit KNN die Bereitstellung der Trainingsdaten. Da diese Trainingsdaten die einzige Grundlage bilden auf denen das KNN den korrekten Zusammenhang zwischen Eingangs- und Ausgangsdaten „erlernen“ kann, muß deren Auswahl mit größter Sorgfalt und auch Fachkenntnis erfolgen. Eine große Hilfe bei der Auswahl von repräsentativen Trainingsdaten stellt eine gute Clusteranalyse des zur Verfügung stehenden Datensatzes dar.

Das Zusammenstellen dieses Datensatzes, aus dem dann die Trainingsdaten ausgewählt werden, setzt eine eingehende Analyse der Fragestellung voraus. So sollte z.B. geklärt werden, welche

Bereiche des spezifischen Widerstandes und der Schichtmächtigkeiten bei 1D-Modellen sinnvoll bzw. notwendig sind. Für diese Bereiche sollten dann ausreichend Modelle im Datensatz vorhanden sein.

Da die analytische Berechnung der theoretischen Daten für beliebige geschichtete Halbräume (1D) im Wesentlichen als gelöst betrachtet werden kann und deren Berechnung mit geringem Rechenaufwand verbunden sind, stellt das Generieren des Datensatzes hier kein Problem dar. Im Gegensatz dazu ist die Berechnung der synthetischen EM-Anomalien für 2D-Strukturen mit hohem Rechenaufwand verbunden. Hier sind sorgsame Überlegungen für das Zusammenstellen eines adäquaten Datensatzes von größter Bedeutung.

Mit geeigneten Trainingsdaten und der entsprechenden Computerhardware (Alpha-Cluster der Universität Wien) gestaltet sich das Training der KNN vergleichsweise problemlos. Die Wahl einer geeigneten Netzwerkarchitektur (Anzahl der inneren Schichten, Anzahl der Neuronen in jede Schicht, Wahl der Aktivierungsfunktionen usw.) sowie geeigneter Parameter für den Lernvorgang (Lernraten usw.) setzt allerdings ein gewisses Maß an Erfahrung im Umgang mit KNN voraus. Eindeutige und praktikable Regeln zur Bestimmung dieser Parameter gibt es zur Zeit noch nicht. Erfahrungen und Erkenntnisse anderer Anwender von KNN erweisen sich jedoch oft als sehr nützlich.

Wie in der vorliegenden Arbeit anhand umfangreicher Tests an synthetischen Daten gezeigt werden konnte, führen sowohl die 2D als auch die 1D Klassifizierungen zu guten Resultaten. Das gesamte hier vorgeschlagene Interpretationssystem wurde außerdem anhand der **Fallstudie** „Horner Becken“ erprobt. Dabei zeigte ein Vergleich des berechneten quasi 3D Modells gute Übereinstimmung mit den vorhandenen bodengeophysikalischen und geologischen Daten.

Aufgrund der bisherigen Erfolge mit dieser Methodik zur Interpretation von AEM-Meßdaten halte ich eine **Erweiterung des Systems** für sehr sinnvoll und auch empfehlenswert.

Beispielsweise könnte die Erkennung von 2D Strukturen um zusätzliche Modelle ergänzt werden. Für besonders interessant halte ich in diesem Zusammenhang das Modell der vertikalen Grenze zwischen zwei homogenen Halbräumen.

Für die 1D Auswertung halte ich die Erweiterung um einen horizontal geschichteten Halbraum mit 3 Schichten für sehr nützlich. Dieses Modell erlaubt z.B. bei der Erforschung von Grundwasservorkommen die Unterscheidung von Deckschicht, Grundwasserleiter (Aquifer) und dem darunterliegenden Grundwasserstauer.

Über die Interpretation von aeroelektromagnetischen Daten hinaus wäre eine Integration der Ergebnisse von **magnetischen Messungen** in das Interpretationssystem sinnvoll. So könnte z.B. eine automatische Erkennung von vertikalen Gangstrukturen mit erhöhter magnetischer Suszeptibilität gegenüber der Umgebung entwickelt werden. Das Interpretationssystem würde demnach die automatische Erkennung von vertikalen Gängen, sowohl auf Grund ihrer elektrischen als auch ihrer magnetischen Eigenschaften durchführen. Dadurch wäre selbstverständlich eine engere Eingrenzung der möglichen geologischen Ursachen für einen erkannten vertikalen Gang gewährleistet.

11. Danksagung

Zum Abschluß dieser Arbeit ist es mir ein Anliegen all jenen meinen Dank aussprechen die mir dabei geholfen haben die Ideen, die dieser Arbeit zu Grunde liegen, zu realisieren. Nur dank ihrer moralischen, geistigen oder materiellen Unterstützung wurde ich in die Lage versetzt meine Vorstellungen weiter zu entwickeln und schließlich umzusetzen.

Zuerst danke ich Univ. Prof. Dr. Wolfgang Seiberl für seine Unterstützung beim Entstehen der vorliegenden Arbeit. Bei ihm habe ich nicht nur jederzeit fachlichen Rat gefunden sondern auch jene gesunde Portion Optimismus die notwendig ist um auch mit schwierigen Situationen fertig zu werden.

Weiters gilt mein Dank Univ. Prof. Dr. Rudolf Gutdeutsch der stets an mein Fähigkeiten geglaubt hat und es mir ermöglichte meine wissenschaftlichen Interessen weiter zu verfolgen. In diesem Zusammenhang danke ich auch dem FWF für die finanzielle Unterstützung meiner Forschungsvorhaben.

Außerdem danke ich allen meinen Kollegen am Institut für Meteorologie und Geophysik sowie an der Geologischen Bundesanstalt dafür, daß sie mir über die Jahre hinweg stets mit Rat und Tat zur Seite standen.

Besonderen Dank schulde ich meinem Kollegen Dr. Edmund Winkler der mir mit großer Geduld und fachlicher Kompetenz die Möglichkeiten von Künstlichen Neuralen Netzen näher brachte. Darüber hinaus hatte er auch einen unschätzbaren Einfluß auf meine persönliche Entwicklung.

Des Weiteren danke ich Dr. Roetzel von der Geologischen Bundesanstalt für die gemeinsame geologische Interpretation der Modellrechenergebnisse aus der Aeroelektromagnetik.

Ich danke meiner Familie und meinen Freunden für ihre Unterstützung und ihren Rückhalt. Damit gaben sie mir die Möglichkeit meine Träume zu verwirklichen.

12. Literatur

- [1.1] POULTON M., 1990, Neural network pattern recognition of electromagnetic ellipticity images. Dissertation, The University of Arizona
- [2.1] FRASER, D.C., 1978, Resistivity mapping with an airborne multicoil electromagnetic system. *Geop.*, vol.43, p.144 - 172
- [2.2] SENGPIEL, K.P., 1988, Approximate inversion of airborne EM data. *Geoph.Prosp.*, vol.36, p. 446 - 459
- [2.3] SENGPIEL, K. P., FLUCHE, B., LENZ, R., RÖTTGER, B., and VOSS, W., 1994, Automatic inversion of AEM data into multilayer parameters and its application to groundwater exploration in the Namib desert, 56th Mtg. Eur. Assoc.Expl Geoph., Extended Abstracts, , Session:I031.
- [2.4] SENGPIEL, K. P., SIEMON, B., 1998, Examples of 1-D inversion of multifrequency HEM data from 3-D resistivity distributions. *Exploration Geophysics* (1998) 29, 133 - 141.
- [3.1] GRANT, F. S., WEST, G. F., 1965, Interpretation theory in applied geophysics, New York, McGraw-Hill.
- [3.2] MILITZER H., WEBER F, 1985, Angewandte Geophysik - Geoelektrik - Geothermik - Radiometrie - Aero-geophysik, Band 2, S 107 - 109, S 128; Springer-Verlag Wien/Akademie-Verlag Berlin.
- [4.1] WAIT, J.R., 1982, Geo-Electromagnetism, Academic Press Inc., p.121-124.
- [4.2] ANDERSON, W., 1979, Numerical integration of related Hankel transforms in order 0 and 1 by adaptive digital filtering, *Geoph.* 44, 1287-1305.
- [4.3] PETROS EIKON INCORPORATED, 1997, Forward 3-D electromagnetic simulation platform for comprehensive geophysical modeling, manuel for software release version 5.15, EMIGMA/V5.15.
- [4.4] HARRINGTON, R. F., 1968, Field computation by moment methods, The Macmillan Publ.Co.Inc.
- [4.5] HOHMANN, G. W., 1975, Three-dimensional induced polarisation and electromagnetic modeling, *Geoph.* v.40, S.309-324.
- [5.1] McCULLOCH, W.S., PITTS, 1943, A Logical Calculus of Ideas Immanent in Nervous Activity. *Bull. Mathematical Biophysics*, Vol.5, 1943, pp. 115-133.
- [5.2] HEBB, D. O., 1949, The Organization of Behavior : A Neuropsychological Theory. New York : Wiley.

- [5.3] ROSENBLATT, R., 1962, Principles of Neurodynamics, Spartan Books, New York.
- [5.4] MINSKY, M., PAPERT, S., 1969, Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry, MIT Press, Cambridge, Mass..
- [5.5] HOPFIELD, J.J., 1982, Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities, in Proc. Nat'l Academy of Sciences, USA, 79, pp. 2554-2558
- [5.6] KOHONEN, T., 1982, Self-organized formation of topologically correct feature maps. Biological Cybernetics, 43, p. 59 - 69.
- [5.7] WERBOS, P., 1974, Beyond Regression : New Tools for Prediction and Analysis in the Behavioral Sciences, PhD thesis, Dept. of Applied Mathematics, Harvard University, Cambridge, Mass..
- [5.8] RUMELHART, D.E., CLELLAND, J.L., 1986, Parallel Distributed Processing: Exploration in the Microstructure of Cognition, MIT Press, Cambridge, Mass.
- [5.9] ANDERSON, J. A. and ROSENFELD, E. (Eds). (1988). Neurocomputing: Foundations of Research., pp. xiii-xxi. The MIT Press: Cambridge, MA
- [5.10] HORNIK, K., STINCHCOMBE, M., WHITE, H., 1989, Multilayer feedforward network are universal approximators. Neural Networks 2, 359-366.
- [5.11] HAYKIN, S., 1994, Neural Networks, A Comprehensive Foundation, Mcmillan College Publishing Company, New York
- [5.12] ANGUIA, D. et. al., 1993, Speed Improvement of the Backpropagation on Current Generation Workstations, in Proceedings of The World Congress on Neural Networking, Portland, Oregon, 1993, volume 1, pp. 165 - 168, Lawrence Erlbaum/INNS Press.
- [5.13] ELLIOTT, D., 1993, A Better Activation Function for Artificial Neural Networks, Technical Report TR 93-8, Institute for Systems Research, University of Maryland.
- [5.14] KRUSCHKE J.K., MOVELLAN J.R., 1991, Benefits of Gain: Speeded Learning and Minimal Hidden Layers in Back-Propagation Networks, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Vol 21, January/February.
- [5.15] FAHLMANN, S. E., 1988, An Empirical Study of Learning Speed in Backpropagation Networks. CMU Technical Report CMU-CS-162.
- [5.16] RAICHE, A., 1990, A pattern recognition approach to geophysical inversion using neural nets. Geophys.J.Int. 105, S. 629-648.

- [6.1] PERRONE, M.P., COOPER, L.N, 1993. When networks disagree : Ensemble methods for hybrid neural networks. In Neural Networks for Speed and Image Processing, Mammone, ed..
- [7.1] SEIBERL W., AHL A., WINKLER E., 1998, Interpretation of airborne electromagnetic data with neural networks, Exploration Geophysics, **29**, 152-156, 1998.
- [9.1] Mirrosoft Cooperation, 1995 - 1996, Microsoft Encarta Weltatlas.
- [9.2] Freytag - Berndt Autokarte, 1 : 600 000, Kartographie, Durck u. Verlag : Freytag - Berndt u. Artaria, 1071 Wien
- [9.3] WINKLER E., SEIBERL W., 1997, Lecture: Inversion of electromagnetic data using neural networks, Workshop: Geophysical Applications of Artificial Neural Networks and Fuzzy Logic, EAGE, Geneva 1997.
- [9.4] SCHÖN, J., 1983, Petrophysik - Physikalische Eigenschaften von Gesteinen und Mineralen; S 214 -286; Akademie Verlag - Berlin, 1983.
- [9.5] PARCHOMENKO, E. J., 1965, Elektriceskie svoistva gornich porod. Izdat. Nauka, Moskva 1965.
- [9.6] CLARKE, S. P., 1969, Spravocnik fiziceskich konstant gornich porod. Izdat. Mir, Moskva 1969.
- [9.7] DORTMAN, N. B., 1976, Fiziceskie svoistva gornich porod i polesnich iskopaemych. Izdat. Nedra, Moskva 1976.
- [9.8] NOSSKE, G., 1977, Elektrische Methoden der Geophysik. In: Physik der Erdkruste (Herausg. R.LAUTERBACH). Akademie-Verlag, Berlin 1977, S. 144-161.
- [9.9] A.E.SCHEIDEGGER, H.FIGDOR, K.ARIC, 1980, Tektonische, gravimetrische und seismische Untersuchungen in einem Senkungsgebiet der Böhmischen Masse (Niederösterreich), Arch.Met.Geoph.Biokl., Ser.A, 29, 167-178 (1980)
- [9.10] H.SCHUMANN, 1995, Ein geophysikalisches Modell des südlichen Horner Beckens, Diplomarbeit an der Technischen Universität Wien, Studienrichtung Vermessungswesen.

Anhang A : Darstellung der spezifischen Widerstände des quasi 3D-Widerstandsmodelles in unterschiedlichen Tiefen

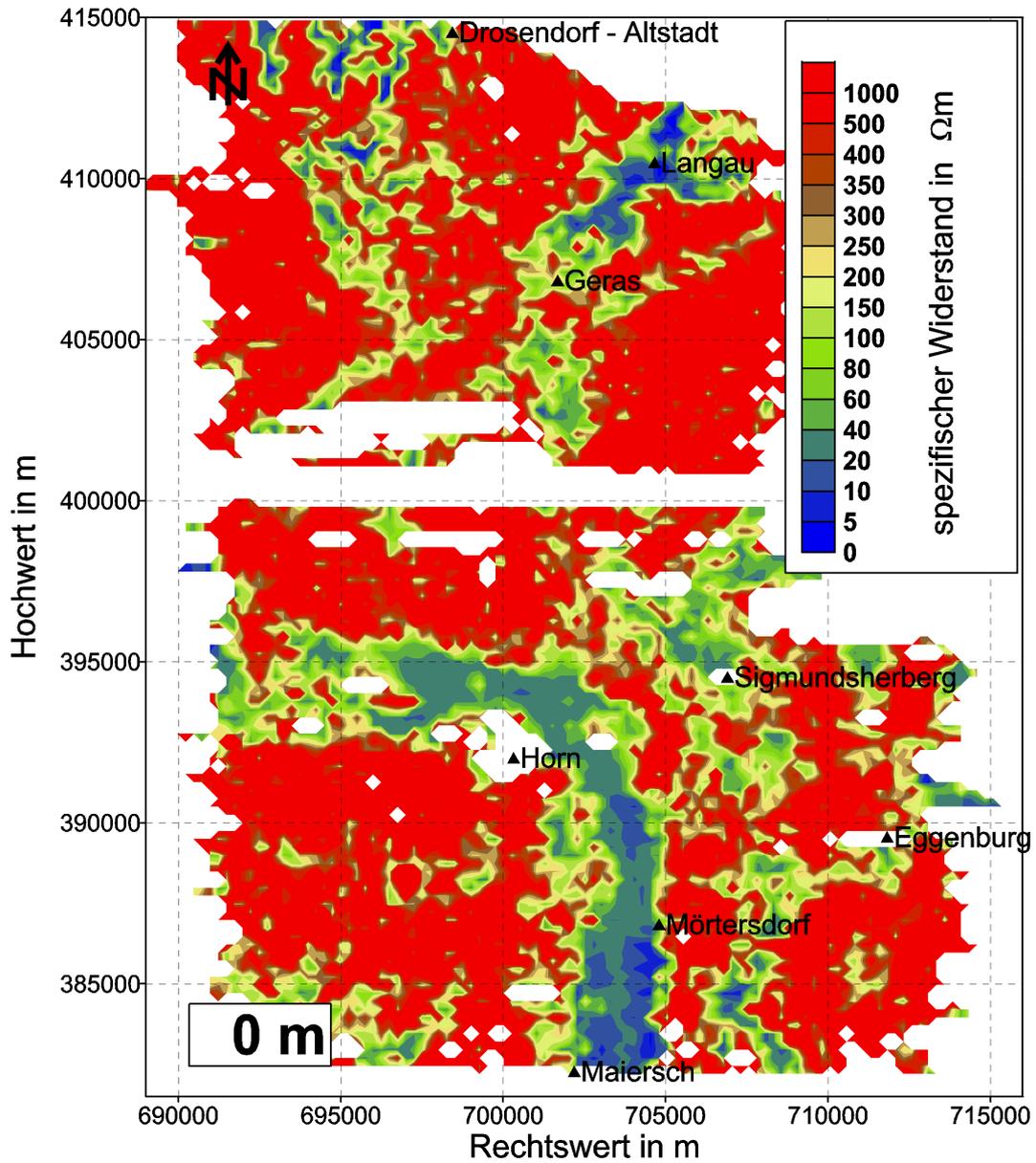


Abbildung A.1 : Berechnete Verteilung des SEW in 0m Tiefe. Koordinatensystem : BMN (GK-M34).

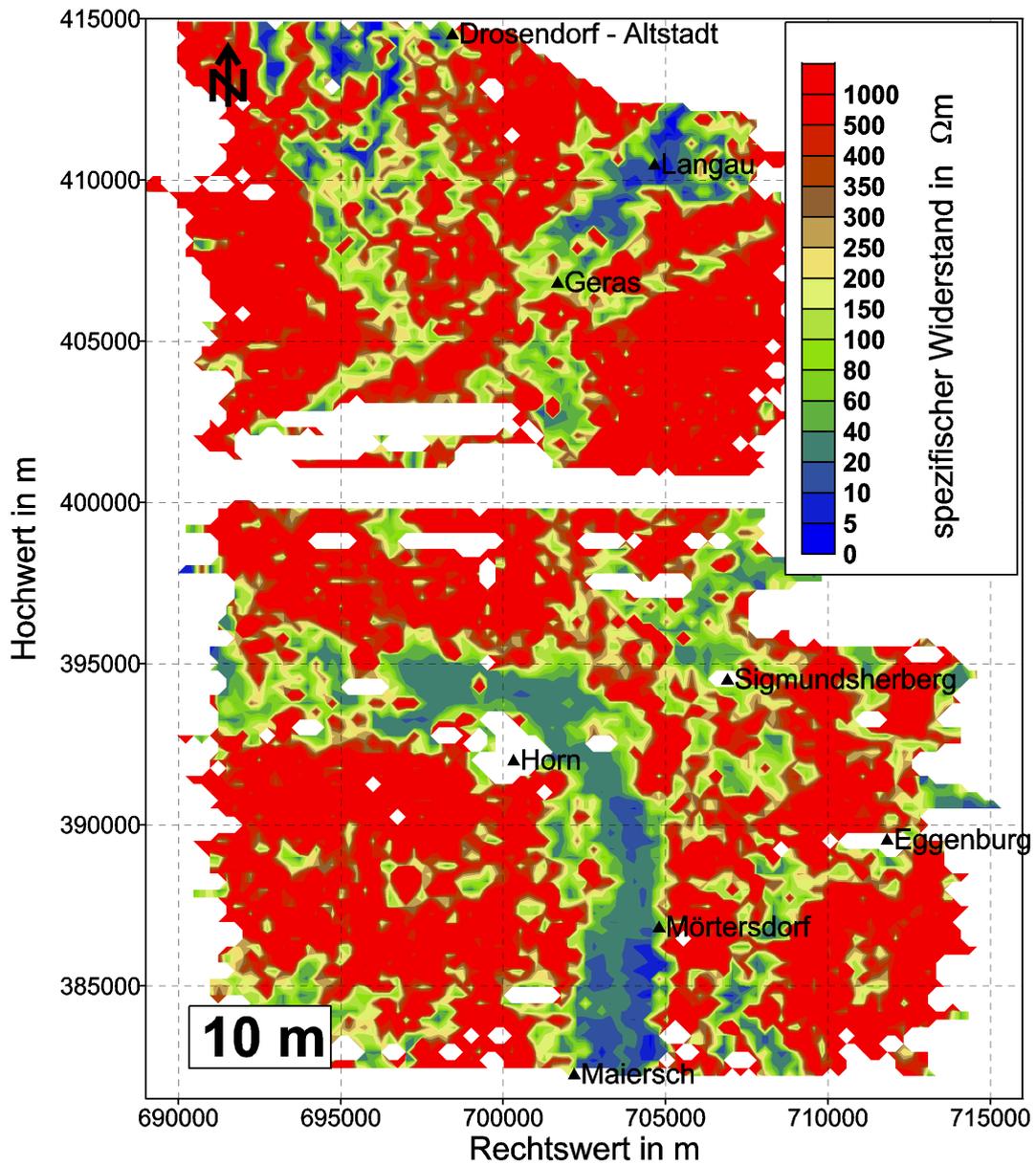


Abbildung A.2 : Berechnete Verteilung des SEW in 10m Tiefe. Koordinatensystem : BMN (GK-M34).

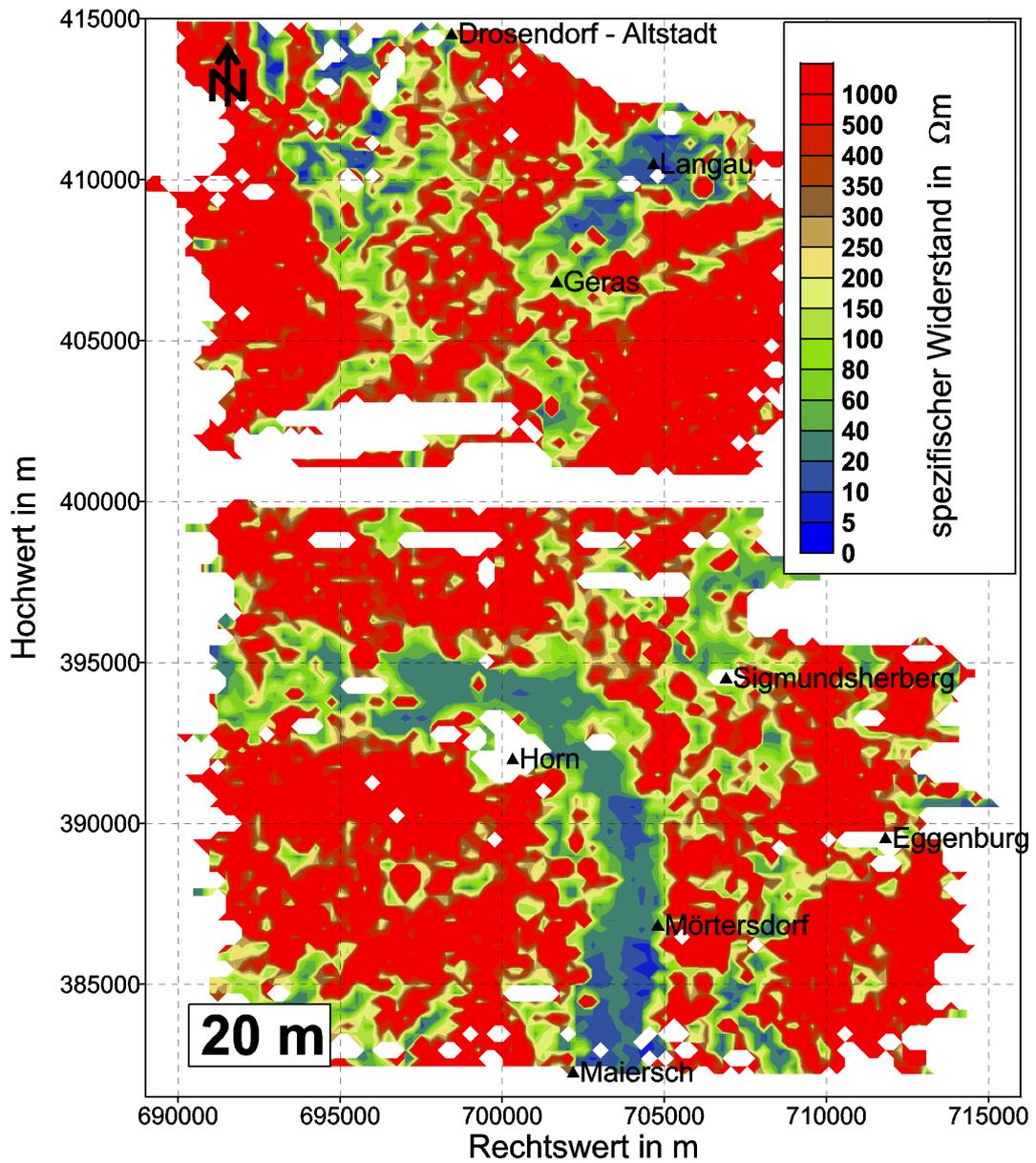


Abbildung A.3 : Berechnete Verteilung des SEW in 20m Tiefe. Koordinatensystem : BMN (GK-M34).

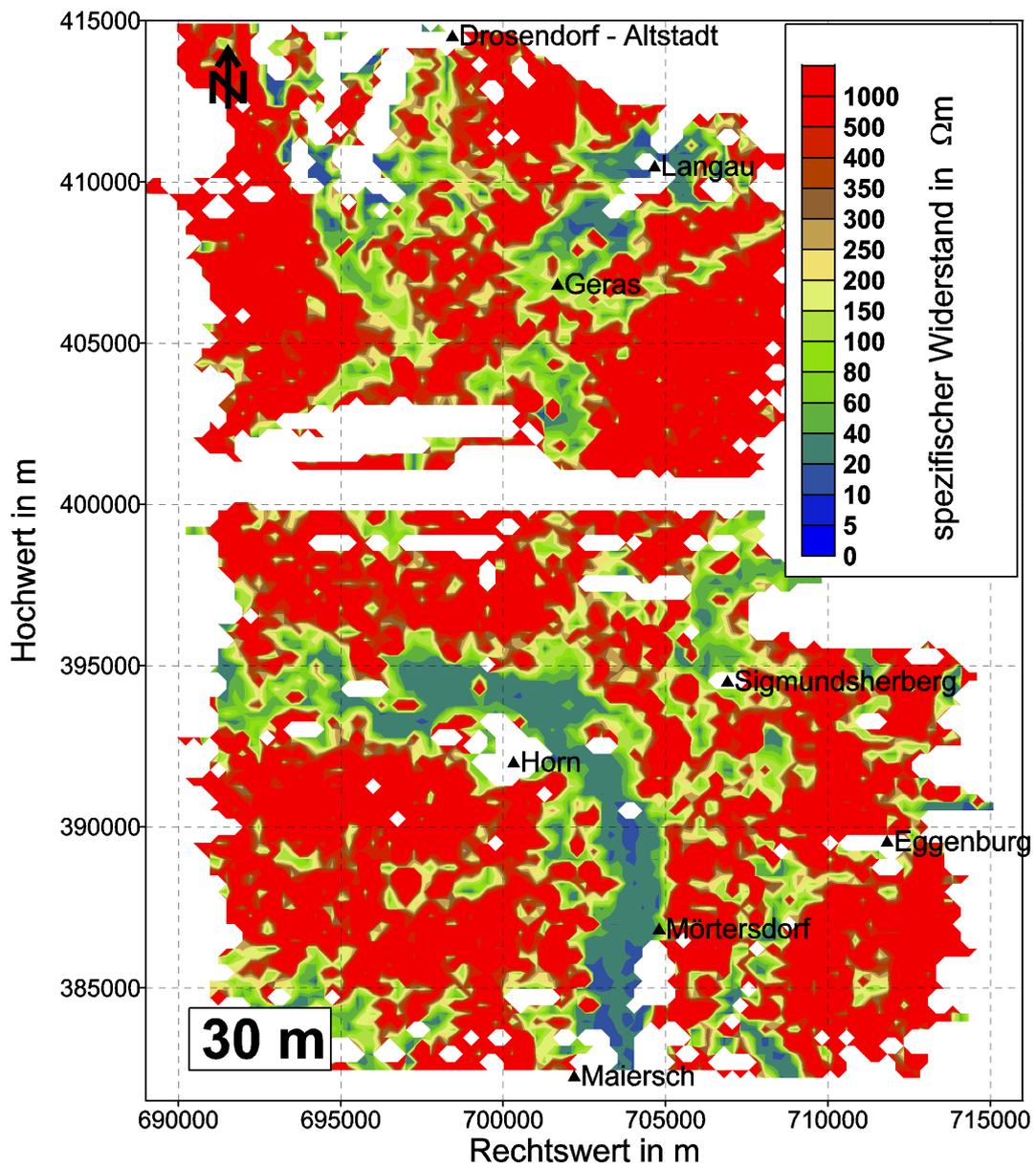


Abbildung A.4 : Berechnete Verteilung des SEW in 30m Tiefe. Koordinatensystem : BMN (GK-M34).

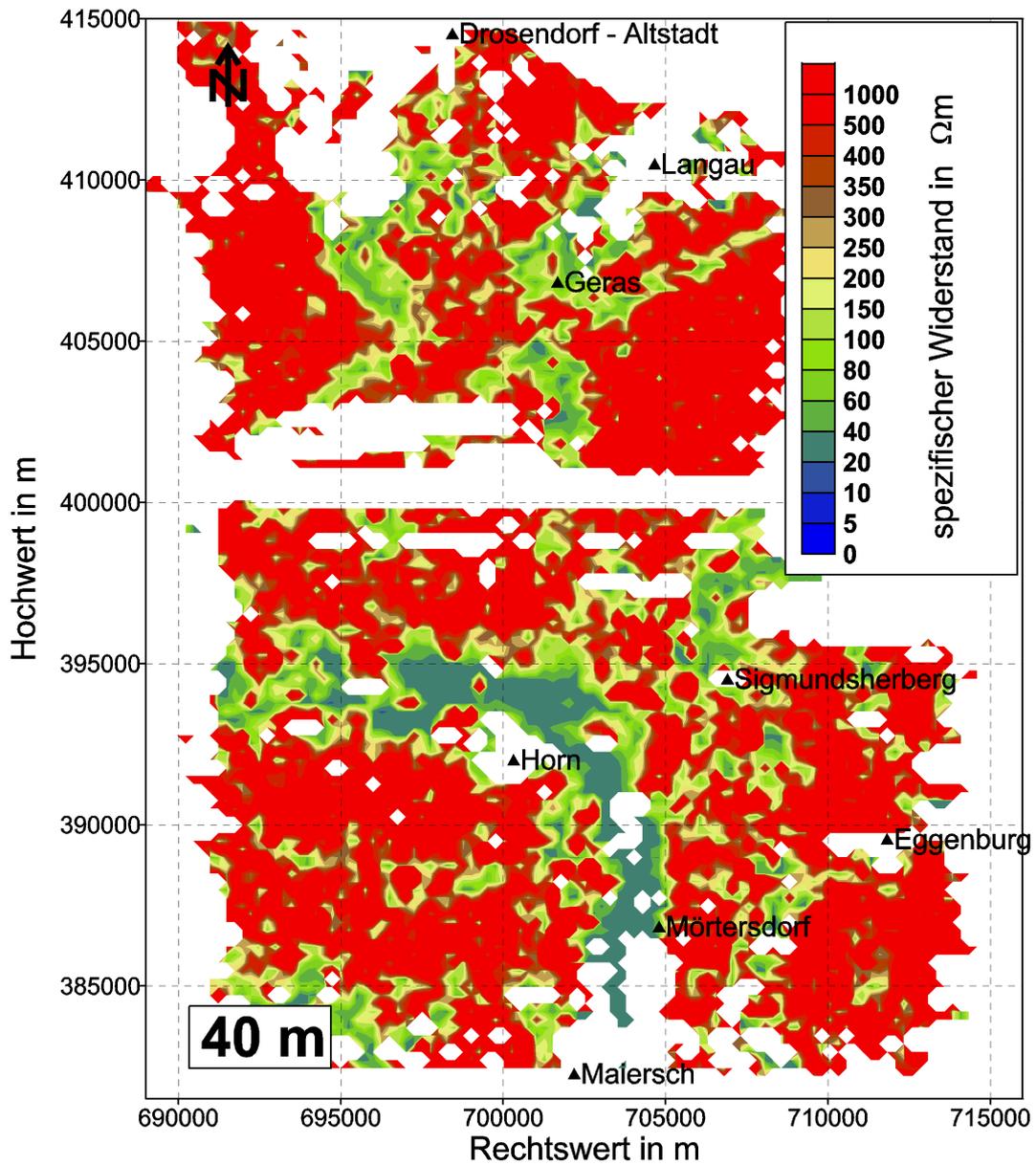


Abbildung A.5 : Berechnete Verteilung des SEW in 40m Tiefe. Koordinatensystem : BMN (GK-M34).

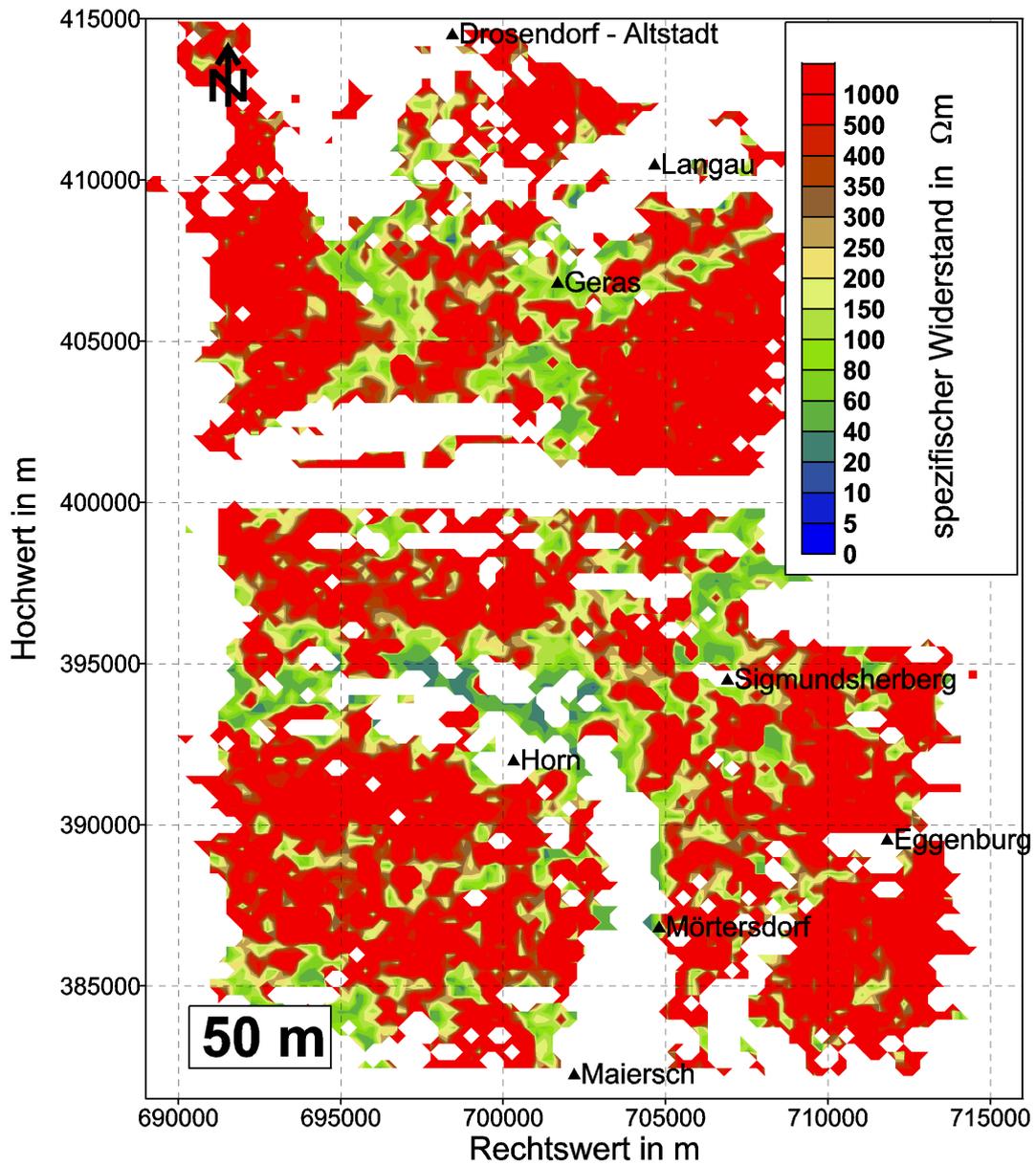


Abbildung A.6 : Berechnete Verteilung des SEW in 50m Tiefe. Koordinatensystem : BMN (GK-M34).

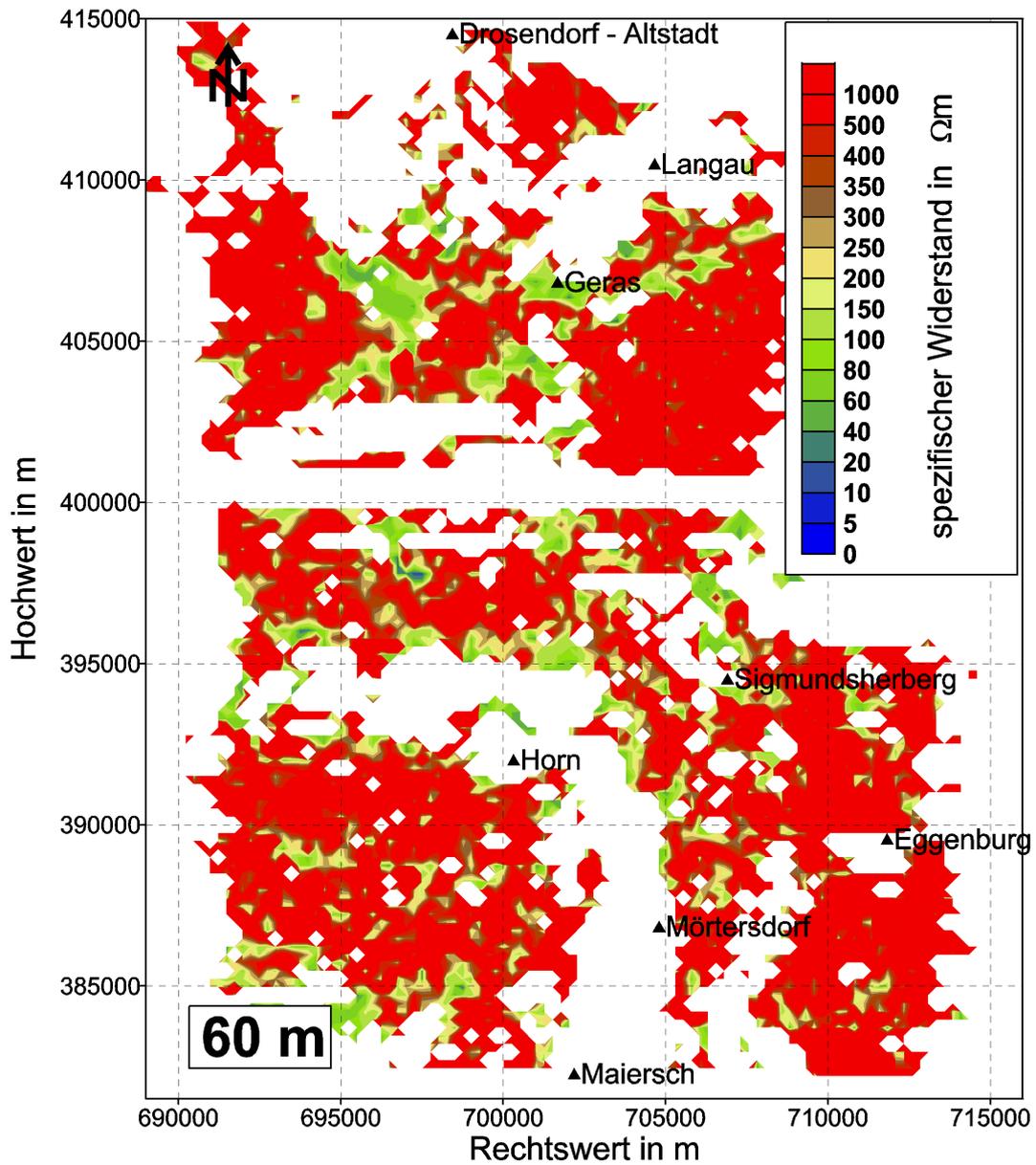


Abbildung A.7 : Berechnete Verteilung des SEW in 60m Tiefe. Koordinatensystem : BMN (GK-M34).

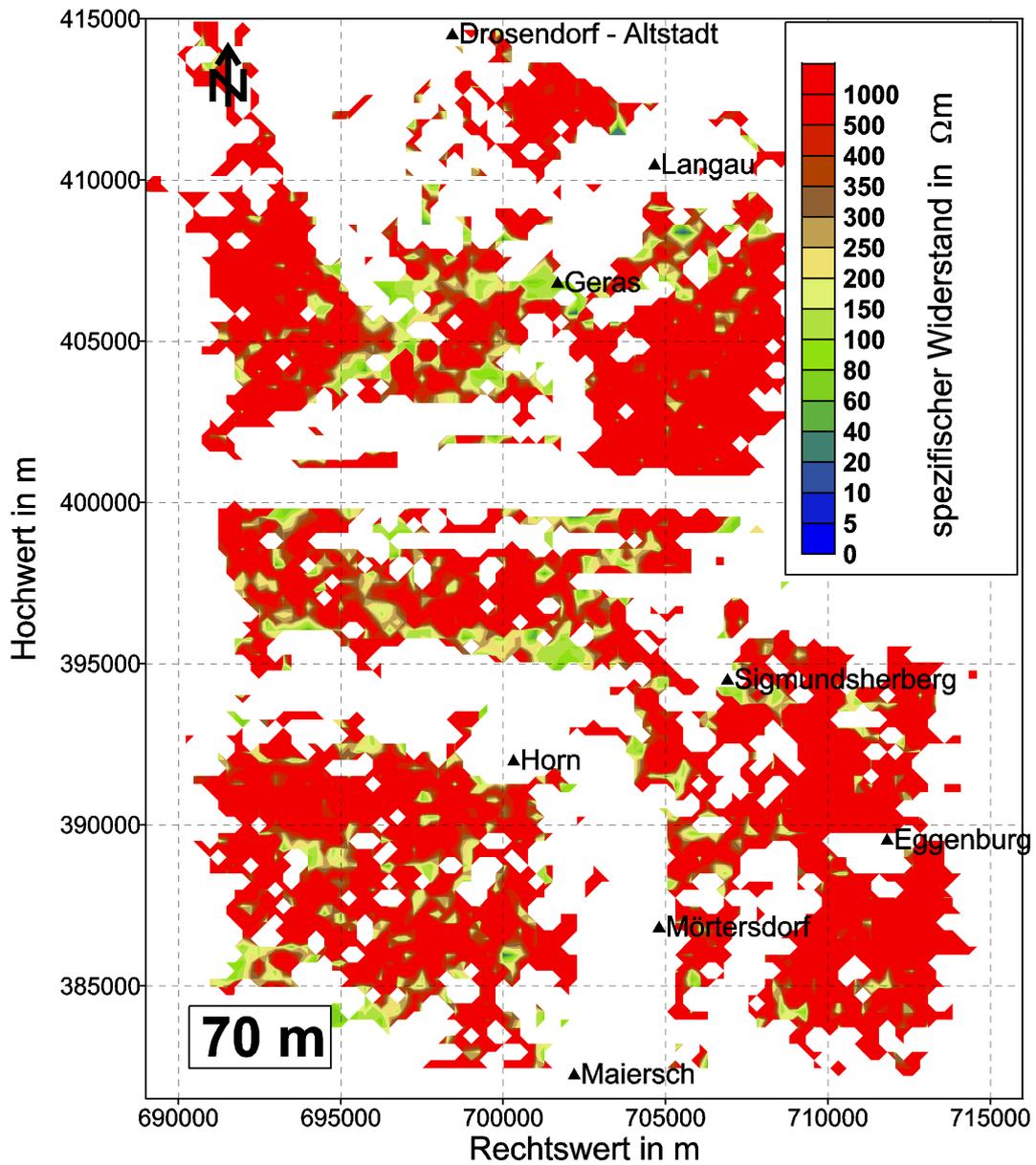


Abbildung A.8 : Berechnete Verteilung des SEW in 70m Tiefe. Koordinatensystem : BMN (GK-M34).

Anhang B : Verwendete Abkürzungen

1D	eindimensional
2D	zweidimensional
2SM	<u>2-Schichtmodell</u> , homogener Halbraum unter einer homogenen elektrisch leitfähigen Deckschicht endlicher Mächtigkeit
3D	dreidimensional
AEM	<u>Aeroelektromagnetik</u>
f_1	Meßfrequenz 1
f_2	Meßfrequenz 2
f_3	Meßfrequenz 3
f_4	Meßfrequenz 4
GOK	<u>Geländeoberkante</u>
GBA	<u>Geologische Bundesanstalt</u> (Österreich)
HHR	<u>homogener Halbraum</u>
Im	Imaginärteil der Responsefunktion (siehe Gleichung (3.1) und (3.2))
IMG	<u>Institut für Meteorologie und Geophysik</u> der Universität Wien
KNN	<u>Künstliches Neurales Netz</u>
KSV	<u>komplexes Spannungsverhältnis</u> U_s/U_p
Q3DM	aus den AEM Daten berechnetes <u>quasi 3D Modell</u> der Verteilung des SEW
Re	Realteil der Responsefunktion (siehe Gleichung (3.1) und (3.2))
SEW	<u>spezifischer elektrischer Widerstand</u>

curriculum vitae von Andreas Ahl

- geboren am : 29. November 1968 in Wien
- 1975 - 1979 : Volksschule (1232 Vienna, Draschestraße 96)
- 1979 - 1983 : Integrierte Gesamtschule (am Bundesrealgymnasium und Bundes -
Oberstufenrealgymnasium Anton-Krieger-Gasse 25, 1238 Vienna)
- 1983 - 1988 : HTL - Fachrichtung Elektrotechnik (Höhere Technische Bundes -
Lehr- und Versuchsanstalt Mödling)
- 27.Mai 1988 : Reifeprüfung (abgelegt an der HTBL-u. VA. Mödling) - mit gutem
Erfolg bestanden
- 13.September 1988 : Immatrikulation an der Universität Wien und Beginn des Studium am
Institut für Meteorologie und Geophysik
- Diplomarbeit zum Thema „Modellrechnung an aeroelektro-
magnetischen Daten zur Unterstützung hydrogeologischer
Untersuchungen“
- 12.Mai 1995 : Diplomprüfung mit Auszeichnung bestanden
- 8.June 1995 : Verleihung des akademischen Grades „Magister der
Naturwissenschaften“ an der Universität Wien
- Seit Juli 1995 Mitarbeiter bei einigen Forschungsprojekten zur Interpretation
aerogeophysikalischer Daten. Schwerpunkt der Forschungsarbeit ist der
Einsatz von künstlichen Neuralen Netzen zur Auswertung
aeroelektromagnetischer Daten.
- 25.September 1995 : Zulassung zum Doktoratsstudium an der Formal- und
Naturwissenschaftlichen Fakultät der Universität Wien -
Studienrichtung Meteorologie und Geophysik