

Geographisches Institut
Rheinische Friedrich-Wilhelms-Universität Bonn

**Eine empirische Untersuchung quantitativer Texturen zur intuitiven
Unsicherheitsvisualisierung flächenhafter Attributdaten in Klimawandelkarten.**

Masterarbeit

Bonn, den 07.12.2017

Vorgelegt von **Irene M. Johannsen**

Betreut durch **Prof. Dr. Mariele Evers**

Geographisches Institut, Universität Bonn

Prof. Dr. Sara Irina Fabrikant

Geographisches Institut, Universität Zürich

Erklärung

Ich versichere, dass ich die Arbeit selbstständig verfasst habe, dass ich keine anderen Quellen und Hilfsmittel als die angegebenen benutzt und die Stellen der Arbeit, die anderen Werken dem Wortlaut oder dem Sinn nach entnommen sind, in jedem Fall als Entlehnung kenntlich gemacht habe. Das Gleiche gilt auch für beigegebene Zeichnungen, Kartenskizzen und Abbildungen.

Bonn, den 07.12.2017

Irene M. Johansen

Zusammenfassung

Entscheidungen über Klimawandel-Mitigation und -Adaption werden häufig unter Zuhilfenahme von Kartenmaterial gefällt (NEVERLA u. SCHÄFER 2012). Jede Klimawandelprognose enthält Unsicherheiten, die ebenfalls visualisiert werden müssen, um die Wahrscheinlichkeit der Prognose zu charakterisieren. Bei einer missverständlichen Visualisierung der Unsicherheiten könnten falsche Entscheidungen getroffen werden.

Die Visualisierung von Unsicherheit in Karten wird seit mehr als 20 Jahren empirisch erforscht. Dazu werden diverse Visualisierungsmethoden oder graphische Variablen daraufhin getestet, wie gut sie verstanden werden (KINKELDEY et al. 2014a). So zeigen bisherigen Studienergebnisse, dass die graphische Variable Helligkeit besonders intuitiv mit Unsicherheit assoziiert wird und die graphische Variable Textur besonders gut ablesbar ist (MAC EACHREN 1992, LEITNER u. BUTTENFIELD 2000, RETCHLESS u. BREWER 2016). Jedoch widersprechen sich die Aussagen dahingehend, wie die graphischen Variablen Helligkeit und Textur die gegensätzlichen Begriffe Unsicherheit oder Sicherheit repräsentieren (vgl. LEITNER u. BUTTENFIELD 2000, MAC EACHREN et al. 2012).

Diese Studie setzt sich zum Ziel, die graphischen Variablen Helligkeit und Textur systematisch für die Darstellung von Sicherheit und Unsicherheit anhand eines Klimawandelkartenbeispiels zu untersuchen. Anhand der Ergebnisse wird analysiert, ob die etablierten kartographischen Standards 'je dunkler, desto mehr' und 'je dichter, desto mehr' für die Visualisierung von Unsicherheit und Sicherheit gelten oder nicht. Für diese Studie wurde eine neue Visualisierungsmethode entwickelt, die anhand weißer und schwarzer Punkttexturen verschiedener Dichtegrade Helligkeiten simuliert. Diese Methode kombiniert die intuitiven Eigenschaften der graphischen Variable Helligkeit mit der guten Lesbarkeit der graphischen Variable Textur.

104 ProbandInnen nahmen an der für diese Arbeit durchgeführte Onlinestudie teil. Sie wurden in zwei Gruppen eingeteilt, die jeweils nur die Sicherheit oder nur die Unsicherheit der Visualisierungen bewerteten. In der ersten Aufgabe beurteilten die Teilnehmenden das Aussehen der Punkttexturen anhand eines vierstufigen Sicherheits- oder Unsicherheits-Ratings. In der zweiten Aufgabe wählten die Teilnehmenden, ob sie die Punktfarbe oder die qualitative Textur mit dem Begriff Sicherheit oder Unsicherheit assoziieren.

Die Ergebnisse dieser Studie zeigen, dass Punkttexturen in Klimawandelkarten mit Sicherheit assoziiert werden. Wird eine Punkttextur dichter, so wird dies als eine Zunahme an Sicherheit wahrgenommen. Aus den Kommentaren ist ersichtlich, dass die Teilnehmenden die Punkte der Textur als Messpunkte interpretierten. Mit einer Zunahme der Messungen folgt als logische Schlussfolgerung eine Zunahme an Sicherheit. Dabei ist es egal, ob die Textur in der Legende durch den Begriff Sicherheit oder Unsicherheit beschrieben wird.

Wird die Textur in der Legende jedoch durch den Begriff Unsicherheit beschrieben, so werden die Texturen sicherer wahrgenommen, als wenn die Texturen in der Legende durch den Begriff Sicherheit beschrieben werden. Auch qualitative Texturen werden mit Sicherheit assoziiert. Die texturfreien Flächen wurden hingegen nicht eindeutig als sicher oder unsicher eingestuft. Die Texturfarbe hatte in dieser Studie keinen Einfluss auf die Assoziation mit der Sicherheit oder Unsicherheit. Die Vermutung ist, dass die Textur zu grob aufgelöst war, um anhand der Texturfarben wahrnehmbare Helligkeitsunterschiede zu erzeugen.

Danksagung

Ich möchte mich bei einer Vielzahl an Personen bedanken, die mich bei der Anfertigung dieser Masterarbeit sehr unterstützt haben. Ein besonderer Dank geht an meine beiden Betreuerinnen Prof. Dr. Mariele Evers und Prof. Dr. Sara Irina Fabrikant, die beide zum Erfolg dieser Masterarbeit erheblich beigetragen haben.

Bei Frau Evers möchte ich mich herzlich bedanken, dass sie mich dabei unterstützt hat meine Masterarbeit in der empirischen Kartographie zu schreiben und mir während meines Aufenthaltes an der Universität Zürich mit konstruktiver Kritik zur Seite stand.

Bei Frau Fabrikant möchte ich mich herzlich dafür bedanken, dass sie mir die Möglichkeit gegeben hat Teil ihrer Arbeitsgruppe GIVA gewesen sein zu dürfen, dass sie meinen Aufenthalt in Zürich sehr unterstützt hat und, dass sie meine Arbeit stets konstruktiv hinterfragt hat und mir meine Fragen mit viel Geduld beantwortet hat.

Mein Dank geht an die GIVA Arbeitsgruppe für die vielen hilfreichen Tipps zur Durchführung einer quantitativen Studie und der anschließenden Auswertung.

Ebenso möchte ich mich bei Prof. Karla Lassonde (MNSU) und Randy Stache für die ausgiebige Hilfe beim Pre-test bedanken.

Ich möchte mich bei meinem langjährigen Freund Jan bedanken, der mir immer zuhört, mir wertvolle Ratschläge gibt und mir die Kunst des wissenschaftlichen Schreibens näherbringt.

Ein großer Dank geht an meinen Bruder Benedikt, der mir bei jeder kleinen und großen Computerfrage immer zur Seite steht.

Ganz besonders möchte ich mich bei meinen Eltern Marita und Gerhard Johannsen bedanken, die mir während meiner gesamten Schul-, Ausbildungs- und Studienzeite immer Rückhalt gegeben haben. Danke für Eure Unterstützung und Euer immer offenes Ohr.

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis	VII
Tabellenverzeichnis	XI
Abkürzungen	XI
1 Einleitung	1
2 Stand der Forschung	5
2.1 Unsicherheiten in Karten	5
2.2 Der Klimawandel, Klimamodelle und Datenunsicherheiten	7
2.3 Kommunikation von Unsicherheiten in der Klimawandelforschung	8
2.4 Karten in der Klimawandelkommunikation	10
2.5 Graphische Kommunikation von Karten	13
2.5.1 Visualisierung von Datenunsicherheiten in Karten	16
2.6 Framing	22
2.7 Eingliederung der Arbeit in den Forschungskontext	24
2.8 Fragestellungen und Hypothesen	26
3 Methodik	29
3.1 Teilnehmende	29
3.2 Onlinestudien	29
3.3 Studienstruktur	30
3.4 Fragen zur Persönlichkeit: Demographie und Karten-Expertise	30
3.5 Hauptexperiment	30
3.5.1 Studiendesign	31
3.5.2 Ablauf des Hauptexperiments	31
3.5.3 Materialien	36
3.6 Hidden Patterns Test	42
4 Resultate	45
4.1 Rücklauf	45
4.2 Teilnehmende	45
4.3 Aufgabe 1	47
4.3.1 Haupteffekte	50
4.3.2 Interaktionen	52
4.3.3 Störvariablen	54
4.3.4 Einfluss der visuellen Fähigkeit und Expertise	57
4.3.5 Kommentare	58
4.4 Aufgabe 2	60
4.4.1 Kommentare	62

5	Diskussion.....	63
5.1	Haben die Teilnehmenden die Texturen als Unsicherheitsvisualisierung verstanden?	63
5.1.1	Verständnis in Aufgabe 1	63
5.1.2	Verständnis in Aufgabe 2	64
5.2	Stehen helle oder dunkle Punkttexturen für sichere oder unsichere Daten?.....	64
5.2.1	Aufgabe 1: Haupteffekt Texturfarbe	64
5.2.2	Aufgabe 2: Texturfarbe	68
5.3	Werden dichte Punkttexturen mit sicheren oder unsicheren Daten assoziiert?	68
5.3.1	Aufgabe 1: Haupteffekt Begriff	69
5.3.2	Aufgabe 1: Interaktion Begriff mit der Störvariable Sprache	71
5.3.3	Aufgabe 1: Haupteffekt Texturdichte.....	71
5.3.4	Aufgabe 1: Interaktion Begriff und Textur	74
5.3.5	Aufgabe 2: Haupteffekt Textur.....	78
5.3.6	Aufgabe 2: Interaktion Begriff und Textur	78
5.4	Kritische Betrachtung dieser Arbeit	79
6	Schlusswort und Ausblick	81
7	Literatur	85
8	Anhang.....	93

Abbildungsverzeichnis

Abb. 2.1: Karte zu Veränderungen in physikalischen und biologischen Systemen in Relation zur Temperaturveränderung von 1970 – 2004 aus dem IPCC Report (2007a, Figure SPM.1.) als Beispiel einer schwer zu verstehenden Klimawandelkarte.....	12
Abb. 2.2: Beispiele für selektive, assoziative, ordnende und quantitative Eigenschaften graphischer Variablen	13
Abb. 2.3: Beispiele für Ausprägungen der sieben graphischen Variablen nach BERTIN (1983), geordnet nach qualitativen und quantitativen Eigenschaften.....	14
Abb. 2.4: Beispiel für quantitative Linienraster (Quadrate unten), die Grautöne (Quadrate oben) simulieren. Die Prozentwerte entsprechen dem Farbanteil pro Flächeneinheit für Grautöne und Linienraster.....	15
Abb. 2.5: Die neuen graphischen Variablen Sättigung, Transparenz, Unschärfe und Auflösung. Laut MACEACHREN (1995) kann die graphische Variable Transparenz auch qualitativ eingesetzt werden.	15
Abb. 2.6: Der Schwarze Kreis ist Figur und lässt die weiße Fläche zum Grund werden (DENT 1999: Figure 13.20b, editiert)	17
Abb. 2.7: Verschiedene Legendenvariationen in der Studie von MACEACHREN et al. (1998: Plate 1, editiert) zur Darstellung verschiedener Health Service Areas und ihrer Zuverlässigkeit in einer Choroplethenkarte. Der linke Streifen (J) zeigt jeweils die zuverlässigen Daten und der rechte Streifen (N) zeigt die nicht zuverlässigen Daten. a) zeigt drei bivariate Legendenvarianten, in denen unzuverlässige Daten durch Farbänderungen oder Sättigungsunterschiede dargestellt werden, b) zeigt unzuverlässige Daten durch eine schwarz-weiß gestrichelte Textur.....	19
Abb. 2.8: Vier von acht Darstellungsmethoden, die durch RETCHLESS und BREWER (2016: Figure 11) getestet wurden. Die Farbskala repräsentiert den Temperaturanstieg. Die Sicherheitsdarstellung variiert: a) Helligkeit b) gestrichelte Textur c) Punkttexturen und vollständiges Ausbleichen für keine Sicherheit und d) Quadratgrößen	20
Abb. 2.9: Stadtwachstum mit unterschiedlichen Unsicherheitsdarstellungen. a) durch graduelle Helligkeit und b) durch die zwei Farben Rot und Blau (AERTS et al. 2003: Figure 4b, Figure 6)	21
Abb. 2.10: Versuchsbildschirm für das Experiment von MACEACHREN et al. (2012: Figure 3). Oben legt die Legende fest, wie die graphischen Variablen Unsicherheit und Sicherheit definieren. Unten kann der Proband anhand einer Skala von 1 (unlogisch) bis 7 (logisch) festlegen, wie viel Sinn die Visualisierungsform ergibt.	21
Abb. 2.11: Die graphischen Variablen Verschwommenheit, Position und Helligkeit wurden als logischste Repräsentation für Unsicherheiten gerankt. Viel Verschwommenheit, Positionsabweichung und Helligkeit entsprechen dabei Unsicherheit (KINKELDEY et al. 2014a: Figure 6).....	21
Abb. 3.1: Studienstruktur eingeteilt in drei Aufgabenbereiche	30
Abb. 3.2: Dreifaktorielles Studiendesign mit den Faktoren Texturdichte, Texturfarbe und Begriff	31
Abb. 3.3: Karte der Niederschlagszunahme in einer fiktiven Region ohne Unsicherheitsinformation	32

Abb. 3.4: Aufgabenstellung Aufgabe 1, anhand eines Beispiels mit weißer Textur für die Aufgabenstellung a) Sicherheit und b) Unsicherheit	33
Abb. 3.5: Die zwei Karten, zu denen die Teilnehmenden gebeten werden eine Begründung für ihr Sicherheits-Rating abzugeben mit a) weißer Textur und b) schwarzer Textur auf grünem Hintergrund.....	34
Abb. 3.6: Beispiel für eine Aufgabenstellung für Aufgabe 2 für den Begriff Unsicherheit.....	35
Abb. 3.7: Die zwei Kartenpaare, zu denen die Teilnehmenden gebeten wurden, ihre Wahl zu begründen. Kartenpaare a) mit Textur und Kartenpaare b) ohne Textur in den zu bewertenden Fläche A und B	36
Abb. 3.8: Karte der durchschnittlichen Niederschlagszunahme von 1986 bis 2005 zu 2081 bis 2100 aus dem Report der IPCC (2014: Figure SPM.7). Die Zahl in der rechten oberen Ecke beschreibt die Anzahl der Modellergebnisse aus denen der Durchschnitt berechnet wurde. Die Punktsignatur steht für Regionen, in denen der berechnete Wandel groß ist im Vergleich zur natürlichen Variabilität und wo mindestens 90 % der Modelle übereinstimmen (Sicherheit). Gestrichelte Schraffuren kennzeichnen Regionen in denen der prognostizierte Wandel kleiner als eine Standardabweichung von der natürlichen Variabilität ist (IPCC 2014: 12).	37
Abb. 3.9: Die drei Hintergrundfarben mit a) weißer Textur und b) schwarzer Textur	39
Abb. 3.10: An die Hintergrundfarbe angepassten Texturfarben a) weiß und b) schwarz. Erst wenn die Hintergrundfarbe entfernt wird, wird sichtbar, dass die Texturen nicht rein weiß oder schwarz sind	40
Abb. 3.11: Ausgabe der salienten Bereiche (gelb). Der schwarze Strich verbindet die salienten Bereiche der prognostizierten Fixierungs-Reihenfolge.	41
Abb. 3.12: Karte 9 a) ohne Farbenblindheit und b) mit Farbenblindheitstyp Deuteranopie, kontrolliert mit Color-Oracle (Bild mit Photoshop CC nachgestellt, da Color Oracle kein Abspeichern ermöglicht.....	42
Abb. 3.13: Modell-Muster des Hidden Patterns Tests von EKSTROM et al. (1976)	43
Abb. 3.14: Reihe mit zehn Mustern, in denen das Modell-Muster wiedergefunden werden soll (EKSTROM et al. 1976)	43
Abb. 4.1: Altersverteilung in sieben Klassen	45
Abb. 4.2: Anzahl und Verteilung der Teilnehmenden	46
Abb. 4.3: Bereich der aktuellen Tätigkeit oder Ausbildung der Teilnehmenden	46
Abb. 4.4: Häufigkeiten, mit denen sich die Teilnehmenden mit den Bereichen Geographie, Kartographie, Klimawandel oder dem IPCC beschäftigen (pro Diagramm, n = 104).....	47
Abb. 4.5: SPSS Ausgabetable des Tests auf Normalverteilung für die Variablen Texturfarbe und Texturdichte. Alle Werte sind signifikant und sind somit nicht normalverteilt.....	49
Abb. 4.6: Die SPSS Ausgabetable zum Levene's Test zeigt, dass nur die zwei Gruppen (weiße und medium dichte Textur sowie weiße und wenig dichte Textur) homogen verteilte Daten aufweisen.	49

Abb. 4.7: Durchschnittliches Sicherheits-Rating für die zwei Begriffe Sicherheit und Unsicherheit im Vergleich. Mittelwert \pm 1 Standardfehler.....	50
Abb. 4.8: Durchschnittliches Sicherheits-Rating für die vier Texturdichte-Level, Mittelwert \pm 1 Standardfehler	51
Abb. 4.9: Das durchschnittliche Sicherheits-Rating für die Texturfarben Schwarz und Weiß, Mittelwert \pm 1 Standardfehler	51
Abb. 4.10: Interaktion zwischen den Begriffen Unsicherheit und Sicherheit und den verschiedenen Texturdichten. Damit die Beziehung des Sicherheits-Ratings beiden für beide Begriffe Sicherheit und Unsicherheit besser verglichen werden kann, werden die Texturdichte- Kategorien hier durch Linien verbunden. Dies ist eigentlich nicht korrekt, da durch Linien ein quantitativer Übergang erwartet wird, der hier nicht gemessen wurde. Für ein besseres Verständnis, wird diese Tatsache in dieser Abbildung ignoriert. Mittelwert \pm 1 Standardfehler	52
Abb. 4.11: Interaktion zwischen den Begriffen Unsicherheit und Sicherheit mit den zwei Texturfarben Schwarz und Weiß. Mittelwert \pm 1 Standardfehler	53
Abb. 4.12: Interaktion zwischen den Farben Schwarz und Weiß und den verschiedenen Texturdichten. Mittelwert \pm 1 Standardfehler	53
Abb. 4.13: Interaktion von Begriff, Texturdichte und Texturfarbe. Die Begründung zur Visualisierungs- methode entspricht der aus Abb. 4.10. Mittelwert \pm 1 Standardfehler.....	54
Abb. 4.14: Das durchschnittliche Rating für die drei Hintergrundfarben. Mittelwert \pm 1 Standardfehler.....	54
Abb. 4.15: Interaktion zwischen der Störvariable Hintergrundfarbe und den Texturfarben. Mittelwert \pm 1 Standardfehler	55
Abb. 4.16: Das durchschnittliche Sicherheits-Rating für die beiden Sprachversionen. Mittelwert \pm 1 Standardfehler, n = 70.....	55
Abb. 4.17: Die Interaktion zwischen Sprache und Begriff zeigt insbesondere starke Auswirkungen auf das Rating für den Begriff Unsicherheit. Mittelwert \pm 1 Standardfehler, n = 52.....	56
Abb. 4.18: Einfluss niedriger und hoher visueller Fähigkeiten auf das Sicherheits-Rating. Mittelwert \pm 1 Standardfehler	57
Abb. 4.19: Laien bewerten die Daten als etwas sicherer als Experten, jedoch ist dieser Unterschied nicht signifikant. Mittelwert \pm 1 Standardfehler, n = 22	58
Abb. 4.20: Häufigkeiten der Begründungen welche Kartenelemente zum Sicherheits-Rating der Teilnehmenden geführt hat, eingeteilt in Begründungen für sichere Daten (blau) und unsichere Daten (orange).....	59
Abb. 4.21: Durchschnittliche Häufigkeit, mit der Fläche A und/oder B als sicher bewertet wurden (fünf Fragen stellen das mögliche Maximum dar). Mittelwert \pm 1 Standardfehler.....	60
Abb. 4.22: Durchschnittliche Häufigkeit, mit der Textur oder keine Textur als sicher deklariert wurden. Mittelwert \pm 1 Standardfehler	61

Abb. 4.23: Durchschnittliche Häufigkeit mit der Textur oder keine Textur mit Sicherheit oder Unsicherheit assoziiert wurden. Mittelwert \pm 1 Standardfehler.....	61
Abb. 4.24: Häufigkeiten der Begründungen, welches Kartenelement für die Teilnehmenden Datenqualität repräsentiert, aufgeteilt in Begründungen für sichere Daten (blau) und unsichere Daten (orange).....	62
Abb. 5.1: Sicherheitsvisualisierung durch schwarze und weiße Punkttexturen durch RETCHLESS und BREWER (2016), Wiederholung des Bildausschnittes Abb. 2.7c.....	65
Abb. 5.2: Noise Annotation Lines aus der Studie von KINKELDEY et al. (2014b: Figure 2). Je unsicherer, desto mehr Rauschen wird dem Linienraster hinzugefügt.....	65
Abb. 5.3: Beispiele der sketchy Line Methode durch BOUKHELIFA et al. (2012: Figure 7). Links angewandt auf einem Bahnnetz Schema und rechts auf einer Katasterkarte. Unsichere Linien sind durch einen roten Pfeil hervorgehoben	66
Abb. 5.4: Beispiele für die genutzten Stimuli in der Studie von GOLDHAMER (1934), (MAC EACHREN 1995: Figure 3.54, editiert)	67
Abb. 5.5: Beispielhafte Quadrate aus der Studie von DENT (1972). Die Quadrate enthalten zwei Stimuli die miteinander verglichen wurden (MAC EACHREN 1995: Figure 357, editiert).....	67
Abb. 5.6: Genutzte Adjektive für die Begründung des Un-/Sicherheits-Ratings, n = 49	70
Abb. 5.7: Visualisierungsmethoden der Brandwahrscheinlichkeit durch a) Grenzen (Kontroll-Karte), b) Farbabstufungen, c) Transparenz, d) Helligkeit, e) Texturdichte oder f) Text (CHEONG et al. 2016: Figure 1).....	72
Abb. 5.8: Variationen getesteter quantitativer Texturen, a) Körnung (MAC EACHREN et al. 2012), b) Liniendichte, c) Punktfarbe und Punktanordnung (RETCHLESS und BREWER 2016), d) Punktgröße (CHEONG et al. 2016)	73
Abb. 5.9: Interaktion zwischen den Begriffen Unsicherheit und Sicherheit und den verschiedenen Texturdichten anhand von Sicherheits-Rating (blau) und Unsicherheit-Rating (orange). Die Begründung zur Visualisierungsmethode entspricht der aus Abb. 4.10. Mittelwert \pm 1 Standardfehler	74
Abb. 5.10: Ergebnisse der Logik-Einschätzung der graphischen Variablen für die Darstellung von Unsicherheiten und Sicherheiten aus der Studie von MAC EACHREN et al. (2012). Der Mittelwert der Boxplots ist durch eine schwarze Linie dargestellt, der Median als graue Linie und der Modus als schwarzer Punkt. Textur wird hier als 'grain' bezeichnet (MAC EACHREN et al. 2012: Figure 4)	75
Abb. 5.11: Die Kommentare, dass Punkte als Messpunkte verstanden werden, kamen von Teilnehmenden verschiedener Fachgebiete	75
Abb. 5.12: Wiederholung von Abb. 4.10: Interaktion zwischen den Begriffen Unsicherheit und Sicherheit und den verschiedenen Texturdichten. Die Begründung zur Visualisierungsmethode entspricht der aus Abb. 4.10. Mittelwert \pm 1 Standardfehler.....	76

Tabellenverzeichnis

Tabelle 2-1: Verbale Wahrscheinlichkeitsangaben zur Repräsentation der numerischen Wahrscheinlichkeiten durch den IPCC (MASTRANDREA et al. 2010: Table 1, editiert), sinngemäß übersetzt durch die Autorin	9
Tabelle 2-2: Anzahl der Karten und Informationsgraphiken (auch Diagramme) in den drei Klimareports des IPCC (2014), der EEA (2017) und den USA (MELILLO et al. 2014) in Relation zur Seitenanzahl	13
Tabelle 3-1: Die drei Farben Hellgrün, Grün und Blau, die aus dem Report des IPCC (2014: Figure SPM.7) entnommen wurden mit Farbbezeichnung, dem IPCC Legendenwert, der RGB-Farb- beschreibung und dem CIELUV Helligkeitswert (100 = weiß, 0 = schwarz)	37
Tabelle 3-2: Die Punktzahl pro Texturklasse ist über die vier Klassen sehr dicht, medium dicht, wenig dicht und keine Textur nicht linear verteilt.....	38
Tabelle 3-3: Kontrastverhältnis der Texturfarben Schwarz und Weiß zu den drei Hintergrundfarben Blau, Grün und Hellgrün nach der Formel W3C	40
Tabelle 3-4: Einteilung, nach der die markierte Fläche A in Aufgabe 1 (Karten-ID 1 bis 24) einen salienten (S) oder nicht salienten (N) Bereich abfragt, eingeteilt nach Farbe und Texturdichte	42
Tabelle 4-1: Transformierung des Unsicherheits-Ratings an das Sicherheits-Rating durch die Gleichsetzung von Begriffen gleicher Bedeutung (z.B. gar nicht sicher und sehr unsicher).....	48
Tabelle 4-2: Anzahl Teilnehmende eingeteilt nach Sprach- und Begriffs-Version, n = 70.....	56
Tabelle 5-1: Varianzen der Sicherheits-Ratings der einzelnen Texturdichten in Relation zum Begriff	77

Abkürzungen

ANOVA	Analysis of Variance
ART	Aligned Rank Transform
ARTool	Werkzeug zur Durchführung des Aligned Rank Transform
CIELUV	Farbraum des Comission Internationale de l'éclairage
CIE XYZ	Farbraum des Comission Internationale de l'éclairage
CLT	Cognitive Load Theory
EEA	European Environment Agency
GIS	Geographisches Informationssystem
IPCC	Intergovernmental Panel on Climate Change
NOAA	National Oceanic and Atmospheric Association
R	Programmiersprache für statistische Berechnungen
RGB	Rot, Grün, Blau (Farbraum)
SPSS	Statistical Package for the Social Sciences (Statistikprogramm)
sRGB	small Rot, Grün, Blau (Farbraum)
W3C	World Wide Web Consortium
WMO	World Meteorological Organisation

1 Einleitung

Karten sind ein häufig genutztes Werkzeug, um Entscheidungsträger und die Öffentlichkeit über den Klimawandel zu informieren. So enthalten aktuelle Klima-Reporte wie z.B. vom Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC 2014), der European Environment Agency (EEA 2017) und den USA (MELILLO et al. 2014) durchschnittlich auf jeder 15. Seite eine Karte (siehe Kapitel 2.4). Auf Grundlage dieser Reports werden politische Entscheidungen über Klimawandel-Mitigation und -Adaption getroffen (NEVERLA u. SCHÄFER 2012).

Daher ist es wichtig, dass die Inhalte der Karten von den Entscheidungsträgern verstanden werden.

Visualisierungen haben den Vorteil, komplexe Inhalte einfach und verständlich zu vermitteln (HEGARTY 2011). Dies gilt allerdings nur unter der Voraussetzung, dass die graphische Symbolik korrekt eingesetzt wird. Eine schlechte Visualisierung kann mehr Verwirrung stiften, als Nutzen bringen (TVERSKY 2011). Die Visualisierung von Klimawandelkarten unterliegt jedoch noch einer weiteren Herausforderung: Jede Klimawandelprognose enthält Unsicherheiten, die ebenfalls dargestellt werden müssen, um die Wahrscheinlichkeit einer Prognose charakterisieren zu können (MOSER 2010).

Die Darstellung von Unsicherheiten durch graphische Symbole ist ein wichtiges Thema der kartographischen Forschung. Diese konnte bereits einige etablierte kartographische Standards empirisch belegen (MONTELLO 2002). Ein Beispiel für einen solchen kartographischen Standard ist die Regel 'je dunkler, desto mehr' für die graphische Variable Helligkeit. Diese Regel besagt, dass Objekte, die mehr von etwas repräsentieren, dunkler gefärbt werden, als Objekte, die für weniger von etwas stehen (GARLANDINI u. FABRIKANT 2009). Ein anderer kartographischer Standard für die graphische Variable Textur ist 'je dichter, desto mehr' (DENT 1999). Diese Regeln wurden für die Darstellung regulärer Daten erstellt. Unsicherheit ist jedoch kein normaler Datensatz, sondern ein Metadatenatz, der Auskunft über die eigentlichen Daten gibt. EDWARDS und NELSON (2001) vermuten daher, dass einige kartographischen Standards möglicherweise nicht für die Visualisierung von Unsicherheit geeignet sind.

Studien über die Visualisierung von Unsicherheiten von AERTS et al. (2003), MACEACHREN et al. (2012) sowie RETCHLESS und BREWER (2016) zeigen, dass mehr Helligkeit mit mehr Unsicherheit assoziiert wird und dunklere Farben für mehr Sicherheit. In der Studie von LEITNER und BUTTENFIELD (2000) wurden jedoch die besseren Ergebnisse erzielt, wenn Sicherheit durch mehr Helligkeit dargestellt wurde. Daraus ist ersichtlich, dass der kartographische Standard für die graphische Variable Helligkeit 'je dunkler, desto mehr' nicht eindeutig für die Darstellung von Unsicherheit und Sicherheit zu gelten scheint.

Texturdichte bewährte sich in verschiedenen Studien als gute Darstellungsmethode von Datenunsicherheiten, jedoch mit unterschiedlichen Aussagen darüber, was die Texturdichte repräsentiert. Stehen dichte Linientexturen für wenig Sicherheit, wird die Visualisierung zwar verstanden, ist aber gleichzeitig sehr unbeliebt (RETCHLESS u. BREWER 2016). In der Studie von LEITNER und BUTTENFIELD (2000) wurden von den ProbandInnen jedoch bessere Entscheidungen getroffen, wenn dichte Punkttextur für Sicherheit statt Unsicherheit stand. Genau wie für

die graphische Variable Helligkeit konnte anhand bisheriger Studien keine eindeutige Aussage dazu gemacht werden, wie Texturdichte Unsicherheit oder Sicherheit eindeutig repräsentiert.

Ein Grund für die unterschiedlichen Aussagen aller Studien könnte sein, dass die Visualisierungen nicht nur für den Begriff Unsicherheit getestet wurden, sondern für diverse Begriffe, wie z.B. Unsicherheit, Sicherheit, Eintrittswahrscheinlichkeit oder Datengenauigkeit. Dabei wurde nie diskutiert, wie übertragbar die Ergebnisse zur Visualisierung eines Begriffs auf die Visualisierung eines anderen Begriffs sind. Unter Berücksichtigung des 'Framing Effekts' aus der Psychologie ist ersichtlich, dass die Negation eines Begriffs nicht zwangsläufig dazu führt, dass das Gegenteil verstanden wird. Eine Visualisierungsmethode, die mit dem Begriff Sicherheit assoziiert wird, ist somit nicht zwangsläufig in invertierter Form für den Begriff Unsicherheit anwendbar. Die einzige systematische Untersuchung mehrerer graphischer Variablen für das Begriffspaar Sicherheit und Unsicherheit von MACEACHREN et al. (2012) geht jedoch genau von einer solchen Invertierbarkeit der graphischen Variablen aus. In der Studie von MACEACHREN et al. wurden dreistufige Legenden entworfen, die Abstufungen verschiedener graphischer Variablen zeigen (Helligkeit, Unschärfe, Textur, ...). Diese Legenden wurden durch eine Skala von 'sicher' bis 'unsicher' beschriftet. Anhand dieser bipolaren Skalen kann jedoch nicht untersucht werden, ob Sicherheit und Unsicherheit eventuell mit derselben Visualisierung assoziiert werden. Ein weiterer Kritikpunkt an der Studie von MACEACHREN et al. ist, dass die graphischen Variablen nicht in Karten, sondern nur anhand von Legenden getestet wurden.

Die vorliegende Studie setzt sich zum Ziel die graphischen Variablen Helligkeit und Textur systematisch für die Darstellung von Sicherheit oder Unsicherheit anhand einer Klimawandelkarte zu untersuchen. Dafür stelle ich die folgende Frage: Gelten die kartographischen Standards 'je dunkler, desto mehr' und 'je dichter, desto mehr' für die Begriffe Sicherheit und Unsicherheit oder gelten andere Regeln?

Aufgrund von Ergebnissen bestehender Studien zur Visualisierung von Unsicherheit durch Helligkeit stelle ich die Hypothese auf, dass der kartographische Standard 'je dunkler, desto mehr' für die Visualisierung von Unsicherheit, aber nicht für die Visualisierung von Sicherheit zutrifft. Für die graphische Variable Textur erwarte ich entsprechend dem kartographischen Standard, dass dichte Textur mit mehr Sicherheit und mehr Unsicherheit assoziiert wird.

Die hier vorgestellte Forschungsfrage wird in drei Fragen gegliedert, die in Kapitel 2.8 detailliert erörtert werden:

1. Werden dunkle Punkttexturen gemäß des kartographischen Standards mit viel Sicherheit und viel Unsicherheit assoziiert und helle Punkttexturen mit wenig Sicherheit und wenig Unsicherheit?
2. Wird Unsicherheit mit hellen Punkttexturen verbunden und Sicherheit mit dunklen Punkttexturen?
3. Werden dichte Punkttexturen mit sicheren oder unsicheren Attributdaten assoziiert?

Zur Beantwortung dieser Fragen wurde eine Onlinestudie mit 104 Teilnehmenden durchgeführt. Es wurde eine neue Visualisierungsmethode entwickelt, die Flächen durch schwarze und weiße Punkttexturen verschiedener Dichtegrade aufhellt und abdunkelt. Diese neue Visualisierungsmethode kombiniert die Vorteile der zwei gra-

phischen Variablen Helligkeit und Textur. Die graphische Variable Textur hat sich in einigen Studien als besonders gut ablesbar gezeigt (MAC EACHREN 1992, LEITNER u. BUTTENFIELD 2000, RETCHLESS u. BREWER 2016) und die graphische Variable Helligkeit zeigte sich in vielen Studien als besonders intuitiv (LEITNER u. BUTTENFIELD 2000, AERTS et al. 2003, MAC EACHREN et al. 2012, RETCHLESS u. BREWER 2016).

Im folgenden Kapitel 2 wird der Stand der Forschung vorgestellt, anhand dessen drei detaillierte Forschungsfragen und Hypothesen aufgestellt werden. In Kapitel 3 wird die Methodik der empirischen Studie erläutert. In Kapitel 4 werden die Ergebnisse der Studie vorgestellt und im anschließenden Kapitel 5 diskutiert. Zum Schluss wird in Kapitel 6 eine kurze Zusammenfassung der Erkenntnisse gegeben, ein Fazit gezogen und ein Ausblick auf anschließende Forschung gegeben.

2 Stand der Forschung

In diesem Kapitel werden die für diese Studie wichtigen Forschungserkenntnisse über Datenunsicherheit, ihre Rolle in der Klimawandelkommunikation, die visuelle Unsicherheitskommunikation in Karten sowie die uneinheitliche Nutzung der Begriffe Sicherheit und Unsicherheit unter der Berücksichtigung des Framing Effekts vorgestellt. Da diese Studie die Visualisierung von Unsicherheit durch die graphischen Variablen Textur und Helligkeit untersucht, werden diese zwei graphischen Variablen detailliert vorgestellt. Am Ende des Kapitels werden das Ziel, die Forschungsfragen und die Hypothesen dieser Studie vorgestellt.

2.1 Unsicherheiten in Karten

Die Mehrheit der KartenleserInnen geht davon aus, dass Karten eine adäquate Repräsentation der Realität sind (KEUPER 2004), oder wie MACEACHREN (2011) es zusammenfasst: Man vertraut Karten. KENT (2012) führt dieses Grundvertrauen in Karten auf die Detailliertheit zurück, die den Anschein erweckt, dass der Kartograph sehr detailgetreu gearbeitet hat. Jedoch trägt dieser Schein, denn Karten können viele Mängel aufweisen, die ohne Kennzeichnung nicht offensichtlich erkennbar sind und in der Geographie unter dem Begriff der 'Unsicherheit' zusammengefasst werden.

Datenunsicherheit ist ein Sammelbegriff für verschiedene Beeinträchtigungen von Daten, beispielsweise Ungenauigkeit, Mehrdeutigkeit, Subjektivität und die Menge nicht bekannter Fehler (KINKELDEY et al. 2017). Andere Unsicherheitsdefinitionen aus der Geographie beschreiben Datenunsicherheit als die Abweichung der Daten von der Realität (DETRICK 2012) oder als das Wissen über das eigene Unwissen (BROWN 2004). Aufgrund der Komplexität und Vielfältigkeit von Unsicherheiten konnte in der Geographie bisher noch keine allgemein gültige Definition gefunden werden (SMITH et al. 2013, PANG 2008). In einer Aussage über Datenunsicherheiten herrscht jedoch große Einigkeit: Jeder Datensatz und jede Karte enthält Unsicherheiten unterschiedlicher Art und Ausprägung (HARROWER 2003, MACEACHREN et al. 2012).

Unsicherheiten in Karten entstehen dadurch, dass die Realität in vereinfachter Form repräsentiert wird (KEUPER 2004). Dabei können alle Schritte von der Erhebung, Verarbeitung sowie die Visualisierung der Daten zu Unsicherheiten beitragen. Bei der Erhebung können beispielsweise Messinstrumente ungenau quantifizieren, Informationen können ungenau notiert werden (PANG 2008), oder es können die falschen Objekte erfasst werden (KEUPER 2004). Bei der Berechnung neuer Daten durch numerische Modelle ist die Qualität der Daten davon abhängig, wie gut das Modell die Realität wiedergibt und wie unsicher die Eingabeparameter sind (PANG 2008). Werden Daten weiterverarbeitet, müssen oftmals Datensätze unterschiedlicher Herkunft, Datenformate, Einheiten, Koordinatensysteme, Klassifizierungen und Skalierung zusammengebracht werden. Dazu müssen die Datenformate angeglichen werden, d.h. es werden Einheiten transformiert, Koordinatensysteme angepasst, Daten neu klassifiziert oder inter- und extrapoliert. Jegliche Datenumwandlung fügt den Daten weitere Unsicherheiten hinzu (KUNZ et al. 2011). Beim anschließenden Kartieren werden die Daten durch Signaturen visuell repräsentiert. Die Wahl der Signaturen hat einen großen Einfluss auf das Verständnis und die schlussendliche Interpretation der Information (THOMSON et al. 2005).

Daten, die in Karten abgebildet werden, enthalten immer drei Informationen: Die Merkmalsausprägung (was), die Position (wo) und den Zeitraum der Datenaufnahme (wann) (MACEACHREN 1995). Jede dieser drei Angaben kann Ungenauigkeiten enthalten, die EVANS (1997: 410) wie folgt auflistet:

- Datenzuverlässigkeit ('data reliability'): Wie wahrscheinlich es ist, dass die Daten korrekt sind?
- Datenfehler ('error'): Wie groß ist der Unterschied zwischen gemessenen und realen Werten?
- Datengenauigkeit ('accuracy'): Wie weit weichen die Daten von der eigentlichen Position, vom realen Attributwert und vom Zeitpunkt der Aufnahme ab?
- Präzision ('precision'): Wie exakt wurde gemessen?
- Datenherkunft ('lineage'): Historie der Daten einschließlich Quelle und Bearbeitungsschritte
- Datenauflösung ('resolution'): Beschreibt die kleinste noch unterscheidbare Einheit
- Datenvollständigkeit ('completeness'): Grad der Vollständigkeit.

Anhand der Eigenschaften Datenzuverlässigkeit, -genauigkeit, -präzision und -vollständigkeit ist ersichtlich, dass anstelle von Unsicherheiten auch die Sicherheiten eines Datensatzes kommuniziert werden können (MACEACHREN et al. 2005). In dieser Arbeit wird Unsicherheit in Daten als das Gegenteil von Sicherheit in Daten verwendet. Stellvertretend wird auch der Begriff der Datenqualität als neutraler Begriff genutzt, gemäß BUTTENFIELDS (1993: 2) Definition: Datenqualität kann die positiven sowie die negativen Eigenschaften eines Datensatzes beschreiben.

SMITH et al. (2013) erklären, dass es wichtig ist Datenunsicherheiten in Karten zu kennzeichnen auf deren Grundlage Entscheidungen getroffen werden, wie z.B. für die Planung und Umsetzung großer Bauprojekte. Wird eine Entscheidung aufgrund der Annahme getroffen, dass die vorliegenden Daten die Realität exakt abbilden, können durch unerwartete Abweichungen erhebliche finanzielle oder ökologische Schäden verursacht werden.

Datenunsicherheiten zeigen die möglichen Limitierungen der vorliegenden Daten auf, sodass die NutzerInnen entscheiden können, ob diese Daten hilfreich sein können oder nicht (THOMSON et al. 2005). Auf der anderen Seite wird die Frage gestellt, ob die Warnung vor Unsicherheit das Grundvertrauen in die Information komplett in Frage stellt (KINKELDEY et al. 2015). Studien über die Kommunikation von Datenunsicherheit konnten jedoch zeigen, dass die Teilnehmenden die Unsicherheit annehmen und sogar bessere Entscheidungen getroffen werden (EDWARDS u. NELSON 2001, KINKELDEY et al. 2014a). So zeigten beispielsweise ANDRE und CUTLER (1998) im Rahmen einer Flugsimulation, dass Entscheidungen anhand von Unsicherheitsdarstellungen schneller und besser getroffen wurden als ohne. Auch in LEITNER und BUTTENFIELDS (2000) Studie nahm die Anzahl korrekter Antworten zu, wenn Unsicherheit visualisiert wurde. Die Aufgabe war, einen geeigneten Ort für einen Flughafen und einen Park anhand mehrerer Kriterien auszuwählen. AERTS et al. (2003) führten eine Studie mit statischen und dynamischen Unsicherheitsvisualisierungen in Stadtplanungskarten durch. Auch hier empfanden die Teilnehmenden die Unsicherheitsinformation als hilfreich für die Entscheidungsfindung. KINKELDEY et al. (2015) führten Interviews mit ExpertInnen über Change Analysis Karten durch. Dazu wurden den ExpertInnen Karten ohne Unsicherheiten vorgelegt und gefragt, welche Erkenntnisse sie daraus ziehen können. Anschließend wurden Unsi-

cherheitsinformationen eingeblendet und gefragt, ob und wie die Unsicherheitsinformationen die Analyse verändere. Die ExpertInnen waren sich einig, dass die Unsicherheitsinformationen eine Hilfestellung bieten, um die Karte genauer zu evaluieren. Einige ExpertInnen äußerten jedoch Bedenken, dass der Hinweis auf Datenunsicherheit bei Entscheidungsträgern (Nicht-Experten) Zweifel an den Daten hervorrufen würde und, dass Entscheidungsträger Schwierigkeiten haben würden die Unsicherheitsinformationen zu nutzen, da Entscheidungsträger klare Aussagen bevorzugen.

Die Kommunikation von Datenunsicherheiten soll den KartenleserInnen ermöglichen mündige Entscheidungen über vorliegende Daten zu treffen, d.h. selbst zu entscheiden, ob die vorliegenden Daten von Nutzen sind oder nicht (KEUPER 2004) und dadurch das Vertrauen in die eigene Entscheidung stärken (FISHER et al. 2012). Obwohl immer wieder betont wird, dass Daten mit Unsicherheiten kommuniziert werden müssen (HUNTER u. GOODCHILD 1993, BEZZOLA u. HEGG 2008, NOCKE u. SCHNEIDER VON DEIMLING 2008), gibt es bis heute keinen Konsens darüber in welcher Form kommuniziert werden soll (Kunz et al. 2011).

2.2 Der Klimawandel, Klimamodelle und Datenunsicherheiten

Klima beschreibt die durchschnittlichen Konditionen der Atmosphäre und deren Variabilität über einen längeren Zeitraum. Der von der World Meteorological Organisation (WMO) vorgeschlagene Zeitraum von 30 Jahren ist mittlerweile der geläufige Standard (IPCC 2013). Der Begriff des Klimawandels bezeichnet die aktuelle, unnatürlich schnelle Veränderung der mittleren globalen Temperatur seit Beginn der Industrialisierung, die durch eine Vielzahl von Messstationen belegt werden kann (NEVERLA u. SCHÄFER 2012). Die Auswirkungen dieses globalen Temperaturanstieges sind seit mehreren Jahren sichtbar, beispielsweise im fortschreitenden Schmelzen vieler Gletscher, das Auftauen von Permafrostböden sowie verschobene Blüh- und Nistzeiten von Flora und Fauna (MATHEZ 2009). Die klare Mehrheit der Klimatologen (97 %) ist sich einig, dass der Mensch Hauptverursacher dieser Temperaturerwärmung ist (Poortinga et al. 2011, IPCC 2014). Durch das Verbrennen fossiler Brennstoffe wird der natürlich vorhandene Treibhausgasgehalt der Atmosphäre erhöht, wodurch zunehmend mehr Wärmeenergie von der Atmosphäre absorbiert wird. Ein weiterer Punkt, der zum Anstieg des Treibhausgasgehalts führt, ist die vom Menschen herbeigeführte Veränderung der Landoberfläche und der darauf befindlichen Biomasse. Diese Veränderungen bringen die Interaktion von Biomasse und Treibhausgasen aus dem Gleichgewicht, wodurch sogenannte natürliche Treibhausgassenken zerstört werden (MATHEZ 2009).

Wahrscheinliche Auswirkungen des Klimawandels sind die Zunahme extremer Wetterlagen wie beispielsweise Hitzewellen, Dürren, extreme Niederschlagsereignisse sowie ein durch die Eisschmelze bedingter Meeresspiegelanstieg (KARL u. TRENBERTH 2003). Diese Auswirkungen betreffen nicht nur die Tierwelt, sondern werden auch humanitäre Probleme wie Hungersnöte, Trinkwassermangel und Verwüstungen von Landschaften durch Überschwemmungen oder starke Stürme mit sich bringen (DOW u. DOWNING 2006).

Das Hauptwerkzeug der Wissenschaft, um Klimasysteme zu verstehen und Vorhersagen über die Entwicklung und Ausmaße des Klimawandels machen zu können, sind Klimamodelle, die die Interaktionen eines Systems mathematisch nachstellen (GRAMELSBERGER u. FEICHTER 2011) (siehe Kapitel 2.1). Der IPCC (2013) erläutert, dass es in der Klimaforschung verschiedenste Arten von Klimamodellen gibt, angefangen von simplen Energie-

Balance Modellen bis hin zu komplexen Erdsystem Modellen. Die Auswahl des Modelltyps hängt vom Untersuchungsgegenstand ab, wie z.B. der Erforschung vergangener Klimawandel (Paläoklimatologie), Vorhersagen zeitlich naher oder ferner Klimavariabilitäten, Atmosphärenveränderungen in Interaktion mit den Ozeanen, der Kryosphäre und Landoberflächen, oder die Untersuchung physikalischer und chemischer Prozesse im Erdsystem. NEVERLA und SCHÄFER (2012) erklären, dass anhand der Eingabe verschiedener Parameter unterschiedliche Szenarien begutachtet werden können, wie sich beispielsweise die Auswirkung klimafreundlicher Politik oder das zukünftige Konsumverhalten der Gesellschaft auf den Treibhausgasausstoß und somit auf den Temperaturanstieg auswirken können. Da kein Modell in der Lage ist alle Faktoren eines Umweltsystems zu berücksichtigen und kein Szenario das zukünftige Wirtschafts- oder das Bevölkerungswachstum mit absoluter Sicherheit voraussagen kann, sind die Ergebnisse aller Klimamodelle unterschiedlich großen Unsicherheiten unterworfen (MASLIN u. AUSTIN 2012). Die Qualität eines Klimamodells wird ermittelt indem es anhand aktueller und historischer Daten getestet und mit den aktuellen und historischen Beobachtungen verglichen wird (IPCC 2013). Da es sehr viele verschiedene Modelle mit unterschiedlichen Schwerpunkten (physikalisch, chemisch, etc.) gibt, die alle unterschiedliche Ergebnisse zeigen, ist es von Interesse deren Ergebnisse zu vergleichen (model intercomparison) (GRAMELSBERGER u. FEICHTER 2011). Dadurch ist es möglich Aussagen darüber zu machen, wo mehrere Modelle in ihren Ergebnissen übereinstimmen oder auseinanderdriften (IPCC 2013). Der Grad der Divergenz ist ein Statement über die Unsicherheit einer Prognose (RETCHLESS u. BREWER 2016).

Politische Antworten auf den Klimawandel sind die Ansätze der Mitigation und Adaption (IPCC 2013). Mitigation bezeichnet die Ergreifung von Maßnahmen zur Reduktion des Treibhausgasanstiegs, wie z.B. die Weiterentwicklung von Autos mit geringerem Treibstoffverbrauch, erneuerbarer Energien oder Techniken zur Einlagerung von Treibhausgasen (PACALA u. SOCOLOW 2004). Adaptation hingegen beschreibt die passive Anpassung an die sich verändernde Umwelt (IPCC 2013). Damit Politiker gewillt sind eventuell teure Entscheidungen zugunsten der Klimawandeladaption oder -mitigation zu treffen, müssen sie die Gefahren und Mechanismen des Klimawandels der Vergangenheit, Gegenwart und Zukunft verstehen (IPCC 2014). Die Wissenschaft steht daher in der Verantwortung ihre Erkenntnisse über Auslöser, Prozesse und Gefahren des Klimawandels verständlich zu kommunizieren.

2.3 Kommunikation von Unsicherheiten in der Klimawandelforschung

Wissenschaftler publizieren ihre Theorien, Fragestellungen, Methoden und Erkenntnisse u.a. in Form von Artikeln in wissenschaftlichen Fachzeitschriften (BONFADELLI 2006). Diese Artikel sind in einem etabliert formalen Stil und Fachtechnischer Sprache gehalten, die es der Öffentlichkeit erschwert den Inhalt zu verstehen (TURNERY 2008). In diesem Format gehört es zur Normalität Unsicherheiten zu kommunizieren (GRANGER MORGAN et al. 1990).

Für Nicht-Wissenschaftler ist es schwer nachzuvollziehen was Datenunsicherheit bedeutet. In den populären Medien werden Daten meistens als gegeben dargestellt (NEVERLA u. SCHÄFER 2012). Außerdem ist es für den Laien schwer einzuschätzen, welche Auswirkung das Label 'Unsicherheit' auf die Daten hat (GRANGER MORGAN et al. 1990). Wie brauchbar ist beispielsweise eine zu 10 % unsichere Prognose? KAHNEMAN und TVERSKY (1972) erklären, dass der Mensch generell Probleme damit hat Wahrscheinlichkeiten korrekt einzuschätzen, denn der

Mensch berechnet Wahrscheinlichkeiten nicht anhand statistischer Gesetze, sondern nutzt heuristische Einschätzungen. Heuristik nutzt den individuellen Erfahrungsschatz und weicht dementsprechend meistens weit vom statistisch korrekten Ergebnis ab. Positive und negative Erfahrungen der Vergangenheit werden dabei häufig völlig überschätzt und führen zu verzerrten Einschätzungen (MACEACHREN et al. 2005). Laien verlassen sich grundsätzlich auf Heuristik, während Experten gemäß ihres statistischen Wissens das Risikoausmaß anhand mathematischer Prinzipien einordnen können (MACEACHREN et al. 2005).

Die Problematik, wie Unsicherheiten verständlich an Politiker und die breite Öffentlichkeit kommuniziert werden können, beschäftigt nicht nur die Geographie, sondern auch die Medizin, Psychologie und Meteorologie. Obwohl es sich auch in diesen Fachbereichen etabliert hat Unsicherheiten zu kommunizieren, wie beispielsweise die Wahrscheinlichkeit, dass eine medizinische Diagnose stimmt, wird immer wieder festgestellt, dass die Kommunikation von Unsicherheiten zu Missverständnissen führt (MATA et al. 2005, GIGERENZER et al. 2005).

Insbesondere Politiker müssen jedoch verstehen was der Klimawandel bedeutet und welche möglichen Auswirkungen er auf die Umwelt und den Menschen haben kann. Nur dann haben Entscheidungsträger die Möglichkeit rational zu handeln (NEVERLA u. SCHÄFER 2012). Um Entscheidungsträger über den Klimawandel aufzuklären, erstellen diverse Organisationen Reports, die die Erkenntnisse mehrerer wissenschaftlicher Publikationen in möglichst verständlicher Form zusammenfassen. Beispiele wären der Report des Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC 2014), der Report der European Environment Agency (EEA 2017) oder der National Report der USA (MELILLO et al. 2014). In diesen Reports werden Unsicherheiten kommuniziert. Der IPCC ersetzt dabei die numerischen Wahrscheinlichkeitsangaben über das Eintreffen einer unsicheren Prognose durch verbale Wahrscheinlichkeitsangaben (siehe Tabelle 2-1).

Tabelle 2-1: Verbale Wahrscheinlichkeitsangaben zur Repräsentation der numerischen Wahrscheinlichkeiten durch den IPCC (MASTRANDREA et al. 2010: Table 1, editiert), sinngemäß übersetzt durch die Autorin

Begriff	Wahrscheinlichkeit des Ergebnisses
So gut wie sicher	99 – 100 %
Sehr wahrscheinlich	90 – 100 %
Wahrscheinlich	66 – 100 %
Genauso wahrscheinlich wie unwahrscheinlich	33 – 66 %
Unwahrscheinlich	0 – 33 %
Sehr unwahrscheinlich	0 – 10 %
Extrem unwahrscheinlich	0 – 1 %

Diese verbale Kommunikation soll besser verständlich sein als prozentuale Angaben, da sie sich der alltäglichen Sprache bedient. Außerdem können die unterschiedlichen Unsicherheitsdefinitionen durch die grobe Klassifikation geeint werden (PATT u. SCHRAG 2003, MASTRANDREA et al. 2010). BUDESCU et al. (2009) zeigen durch ihre Studie, dass die verbalen Wahrscheinlichkeitsangaben des IPCC zu sehr individuellen Interpretationen führen.

Beispielsweise wird die Angabe 'sehr wahrscheinlich' mit einer Wahrscheinlichkeit von 70 % interpretiert anstatt mit den intendierten 90 %. BUDESCU et al. befürchten aufgrund ihrer Erkenntnisse, dass die verbale Unsicherheitskommunikation zu einer Verharmlosung großer Unsicherheiten führen könnte.

Im Report der European Environment Association (EEA) können keine quantifizierbaren Wahrscheinlichkeitsangaben gemacht werden, da nicht genügend Einschätzungen vorliegen, um Begriffen konkrete numerische Wertebereiche zuzuweisen. Unsicherheiten werden somit nicht wie im Report der IPCC als Ereigniswahrscheinlichkeiten kommuniziert, sondern als Unsicherheit. In den meisten Fällen erläutert die EEA, woher die Unsicherheiten stammen. Beispiele hierfür sind Interpolationsmethoden, zeitliche Lücken in der Datenaufnahme oder eine grobe räumliche Auflösung der Daten. Im Report selbst werden die Herkunft und Bedeutung von Unsicherheiten in einem Kapitel erläutert (EEA 2017).

Der US-Klimareport definiert Unsicherheiten erst im Anhang, gibt den LeserInnen aber keine konkreten Auskünfte darüber nach welchen Kriterien Unsicherheiten im Report kommuniziert werden. Wie im Report der EEA werden Unsicherheiten im Report als Unsicherheiten bezeichnet, manchmal unter Benennung der Ursachen und manchmal auch ohne diese (MELILLO et al. 2014).

Ein weiteres Problem zur Kommunikation von Unsicherheiten wird von Interessensgruppen, die großes Interesse daran haben weiterhin fossile Brennstoffe zu fördern und zu verkaufen, erzeugt: Der Begriff Unsicherheit wird genutzt, um Zweifel an der Glaubhaftigkeit der Klimaforschung zu streuen (ANDERSON 2009). Unsicherheit wird als fehlendes Vertrauen der Wissenschaftler in ihre eigenen Erkenntnisse dargestellt. Es wird gesagt, dass die Wissenschaftler sich untereinander nicht einig sind, ob der Klimawandel existiert und ob er vom Menschen verursacht wird (MOSER 2010). Unsicherheit ist aber keineswegs das Bekennen der Klimawissenschaftler, nichts zu wissen. Unsicherheit ist ein alltägliches Werkzeug der Wissenschaft (GRANGER MORGAN et al. 1990), das aufzeigen soll, dass sich eine Erkenntnis mehr in die eine oder mehr in die andere Richtung entwickeln kann (MOSER 2010). Das Weglassen und Verschweigen von Unsicherheit ist demnach eine Verfälschung der Information (NEVERLA u. SCHÄFER 2012). Trotzdem finden Klimawandel-Skeptiker Gehör, die der Wissenschaft Uneinigkeit und Unwissen vorwerfen. Die Medien tragen erheblich dazu bei, dass die Klimawandel-Skeptiker Aufmerksamkeit erlangen. In der Bemühung um einen neutralen Diskurs, werden in den Medien meistens beide Meinungen vorgestellt. Die Hälfte Information stammt demnach vom kleinen Anteil der Klimaskeptiker (3 %). Es wirkt dann so, als diskutierten die Klimaskeptiker auf Augenhöhe mit den restlichen Klimawissenschaftlern (97 %). So wird der Eindruck der Uneinigkeit über den Klimawandel verstärkt (POORTINGA et al. 2011).

Entscheidungsträger und Konsumenten müssen verstehen, dass Unsicherheit ein normaler Teil transparenter, wissenschaftlicher Kommunikation ist. KINKELDEY et al. (2015) schlagen vor daran zu arbeiten, die Akzeptanz der Unsicherheitskommunikation zu erhöhen und effiziente Kommunikationswege zu finden.

2.4 Karten in der Klimawandelkommunikation

Im Folgenden werden Karten traditionell definiert: Als zweidimensionale, visuell abstrahierte, skalierte Repräsentationen der sichtbaren oder unsichtbaren Realität (KITCHIN et al. 2011). Die Position der Objekte auf einer Karte entspricht dabei mit mehr oder weniger Verzerrungen den relativen Positionen im geographischen Raum

(ROBINSON 1995). Dieser Raumbezug unterscheidet Karten von anderen Informationsgraphiken und ermöglicht es den KartenleserInnen, räumliche Verteilungen, Muster und Bewegungen zu analysieren (SLOCUM et al. 2014). Die Objekte in einer Karte werden durch graphische Signaturen (in der Kartographie gebräuchlicher Begriff für Symbole) dargestellt, die einem graphischen Regelwerk folgen, dessen Anwendung auf das 1967 von Jacques Bertin veröffentlichte Regelwerk zurückgehen (VAN ELZAKKER 2004) (siehe Kapitel 2.5).

Karten reduzieren die Realität durch das Weglassen, Hinzufügen, Klassifizieren, Formen und Betonen von Objekten auf die gewünschte Thematik. Diese Fokussierung auf wenige, organisiert zusammengefasste Inhalte, unterstützt die menschliche Informationsverarbeitung zum Erlernen neuer Informationen (TVERSKY 2011, HEGARTY 2011). Eine mögliche Erklärung warum Graphiken hilfreich sind, um neue Informationen zu verstehen, bietet die in der Psychologie entwickelte Cognitive Load Theory (CLT) über die Aufnahme, das Erlernen und Abspeichern neuen Wissens (VAN MERRIËNBOER U. SWELLER 2005). VAN MERRIËNBOER UND SWELLER (2005) erklären, dass der Mensch Informationen erst kognitiv verarbeiten muss, bevor er sie verstehen kann. Diese Verarbeitung passiert im Arbeitsgedächtnis, welches die neuen Informationen verarbeitet und im Kurzzeitgedächtnis zwischenlagert (Achtung: Kurzzeitgedächtnis ist in der CLT anders definiert als im alltäglichen Sprachgebrauch üblich). Das Kurzzeitgedächtnis kann in etwa sieben (± 2) neue Informationen für ca. 20 Sekunden speichern. Erst nach der Verarbeitung der Information im Arbeitsgedächtnis kann das neue Wissen im Langzeitgedächtnis längerfristig behalten werden. Die Anzahl der Elemente, die aus dem Kurzzeitgedächtnis verarbeitet werden können, ist auf zwei bis vier Informationen begrenzt. Je mehr neue Informationen gleichzeitig verarbeitet werden müssen, desto schwieriger ist es demnach, diese zu verstehen. Anhand der CLT kann nun veranschaulicht werden, warum Visualisierungen das Erlernen neuer Information vereinfachen. HUANG et al. (2009) erläutern, dass Visualisierungen als externes und vorprozessiertes Kurzzeitgedächtnis dienen, wodurch der Mensch mehr Information gleichzeitig aufnehmen und verarbeiten kann. Die Hilfestellung einer Visualisierung funktioniert allerdings nur dann, wenn die Visualisierung nicht völlig überladen ist und durch hohe Komplexität neuen kognitiven Aufwand erzeugt. Dies wäre der Fall, wenn eine Karte zu viele Elemente hat, die falschen Objekte visuell sehr hervorstechen (salient) oder die gewählten Signaturen nicht intuitiv verstanden werden. Dann kann die Stärke einer Karte auch zur Schwäche werden. Dann erfordert das Lesen einer Graphik zusätzlichen Denkaufwand (TVERSKY 2011).

MCKENDRY UND MACHLIS (2009) stellen anhand einer Karte des IPCC (2007a) Klimareports ein solches Negativbeispiel vor. Sie kritisieren an der in Abb. 2.1 gezeigten Karte u.a. das nicht intuitiv gewählte Farbschema für den Temperaturanstieg (gleichmäßig ansteigende Helligkeitsunterschiede wären verständlicher). Außerdem ist die Kartenlegende zu komplex, zu groß und enthält Objekte, die nicht in der Karte abgebildet sind oder im Kartenbild uneinheitlich genutzt werden.

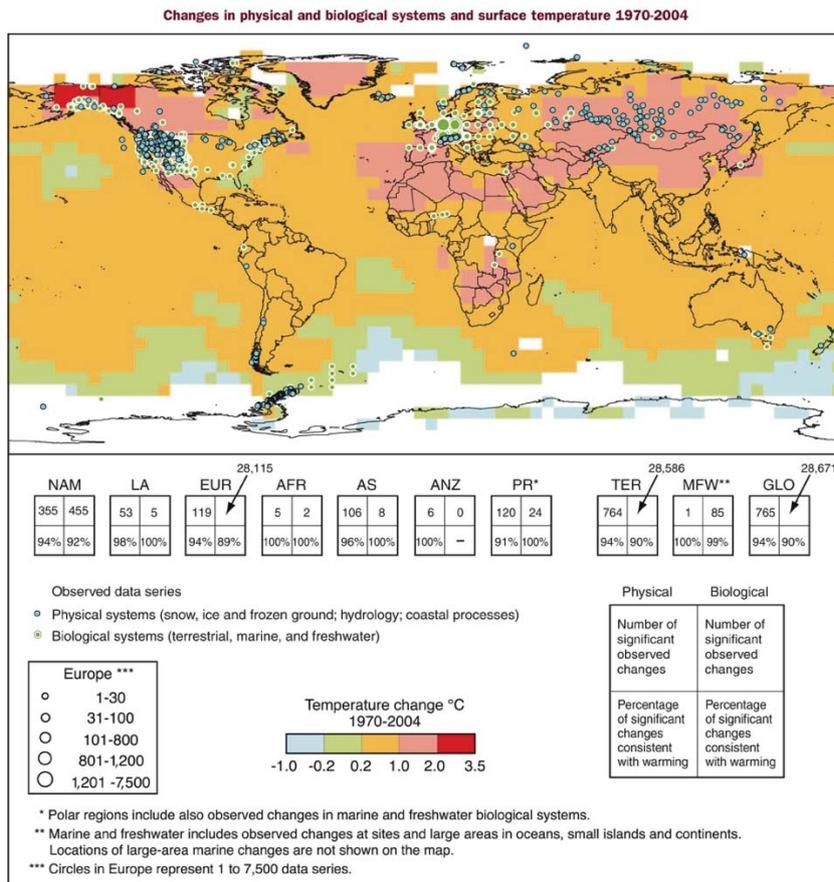


Abb. 2.1: Karte zu Veränderungen in physikalischen und biologischen Systemen in Relation zur Temperaturveränderung von 1970 – 2004 aus dem IPCC Report (2007a, Figure SPM.1.) als Beispiel einer schwer zu verstehenden Klimawandelkarte.

MCKENDRY und MACHLIS (2009) beklagen, dass Karten oft nicht mehr von Kartographen, sondern von Laien der Kartographie angefertigt werden, da Geographische Informationssysteme (GIS) die Kartenerstellung sehr vereinfachen. Sie betonen, dass es insbesondere wegen der Komplexität des Klimawandels wichtig sei darauf zu achten, dass Karten nicht die Quelle neuer Unsicherheit werden. Denn Karten sind ein wichtiges Medium der Klimawandelkommunikation. Dies zeigt eine Umfrage über die Nutzung verschiedener Visualisierungsarten am Potsdam-Institut für Klimafolgenforschung von NOCKE et al. (2008). Sie interviewten 76 Wissenschaftler verschiedener Fachbereiche über die Nutzung verschiedener Visualisierungsformen. 66 % der Wissenschaftler gaben an Karten für ihre Arbeit zu nutzen (90 % arbeiten auch mit Zeitdiagrammen und 77 % mit Balkendiagrammen). MCKENDRY und MACHLIS (2009), ermittelten die Anzahl der Karten im IPCC (2007b) Report der 1. Arbeitsgruppe. Sie zählten 130 Karten auf 996 Seiten.

Da das Ergebnis von MCKENDRY und MACHLIS schon zehn Jahre alt ist, zählte ich die Karten und Informationsgraphiken des aktuellen IPCC (2014) Report für Politiker, Klima Report der European Environment Agency (EEA 2017) und des National Report der USA (MELILLO et al. 2014). Gezählt wurde pro Abbildung (Figure), d.h., wenn vier Elemente als eine Abbildung zusammengefasst waren, wurde diese Abbildung als eine Karte oder eine Informationsgraphik gezählt. Der Begriff Informationsgraphik fasst reguläre Graphen und Diagramme mit ein. Waren in einer Figure Informationsgraphik und Karte zusammengefasst, wurde dies für beide Kategorien angerechnet. Die Auszählungen zeigen, dass im aktuellsten IPCC (2014) Report für Politiker 10 Karten auf 151 Seiten zu finden sind. Im Klima Report der European Environment Agency (EEA 2017) werden 64 Karten auf 419 Seiten

gezeigt und im National Report der USA (MELILLO et al. 2014) sind 147 Karten auf 829 Seiten abgebildet (siehe Tabelle 2-2). Im Durchschnitt wird in diesen Reporten demnach alle 15 bis 17 Seiten eine Karte gezeigt.

MCKENDRY und MACHLIS (2009), zählten die Karten des IPCC (2007b) Reports der 1. Arbeitsgruppe aus und kamen auf 130 Karten auf 996 Seiten.

Aus MCKENDRY und MACHLIS' und meinen Zählungen kann der Schluss gezogen werden, dass Karten zu den essentiellen Werkzeugen in der Klimawandelforschung und -kommunikation gehören.

Tabelle 2-2: Anzahl der Karten und Informationsgraphiken (auch Diagramme) in den drei Klimareports des IPCC (2014), der EEA (2017) und den USA (MELILLO et al. 2014) in Relation zur Seitenanzahl

	Karten	Informationsgraphiken	Seitenzahl Report	1 Karte pro X Seiten
IPCC Report (2014)	10	44	151	15
EEA Report (2017)	64	50	419	15
US Report (2014)	147	135	829	17

2.5 Graphische Kommunikation von Karten

Das Medium Karte ist mit mehr als 5000 Jahren Nutzung ein Erfolgsmodell. Dennoch ist bis heute nicht komplett geklärt, wie Karten die Denkprozesse des Menschen unterstützten (FABRIKANT et al. 2010). Eine gezielte Erforschung effizienter Kartenkommunikation startete erst mit dem Erscheinen des Buches 'The Look of Maps' von ROBINSON im Jahr 1952 (MONTELLO 2002). ROBINSON (1952) betont in seinem Buch, dass Karten durch die kartographische Visualisierung kommunizieren, und es dementsprechend für den Kartenersteller notwendig ist zu verstehen wie Visualisierungen funktionieren. Erst nach ROBINSONS Aufruf zur wissenschaftlichen und strukturierten Aufarbeitung kartographischer Darstellungsmethoden, wurde kartographischem Design in der Wissenschaft vermehrt Aufmerksamkeit geschenkt. Es folgten diverse empirische Studien zur Evaluierung von Visualisierungsmethoden, wie z.B. Kreisgrößen, Punktdichtekarten, Graustufungen und Farben (MONTELLO 2002).

Jacques BERTIN (1983) veröffentlichte mit dem Buch 'Sémiologie Graphique' im Jahr 1967 das erste zusammenhängende Regelwerk zur Nutzung graphischer Symbole. Ziel war es Graphikern verschiedener Fachrichtungen klare Richtlinien für eine gut verständliche graphische Wiedergabe von Information zu bieten (MCKENDRY u. MACHLIS 2009). BERTIN (1983) legte dazu sieben graphische Variablen fest: Position (X- und Y-Koordinate), Form, Farbe, Textur, Orientierung, Helligkeit, sowie Größe und teilte diese nach ihren visuellen Eigenschaften ein. Selektive graphische Variablen ermöglichen die Isolierung einer Gruppe von anderen Gruppen. Ein Beispiel ist die selektive Wirkung verschiedener Farben, sodass alle roten Elemente automatisch isoliert werden können (siehe Abb. 2.2). Eine graphische Variable ist assoziativ, wenn sie trotz ihrer verschiedenen Variablenausprä-

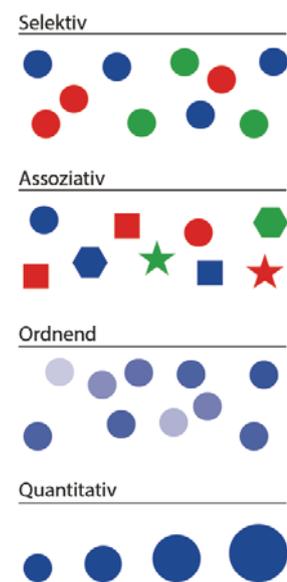


Abb. 2.2: Beispiele für selektive, assoziative, ordnende und quantitative Eigenschaften graphischer Variablen

gungen als Einheit empfunden werden kann. Beispielsweise werden unterschiedliche Formen gleicher Farbe weiterhin als Gruppe aufgefasst. Ordnende graphische Variablen geben eine Ordnung vor, die nicht messbar ist. Quantitative Variablen ermöglichen, neben dem Erkennen einer Ordnung auch das Messen und Bestimmen numerischer Wertunterschiede. Selektive und quantitative graphische Variablen werden auch als dissoziativ beschrieben, da sie Unterschiede innerhalb gleicher Variablen betonen. Anders formuliert, beschreiben selektive und assoziative graphische Variablen nominal skalierte qualitative Daten, ordnende graphische Variablen beschreiben ordinal skalierte Daten und quantitative graphische Variablen quantitative interval- und ratio skalierte Daten (BERTIN 1983). Abb. 2.3 zeigt Beispiele der sieben graphischen Variablen.

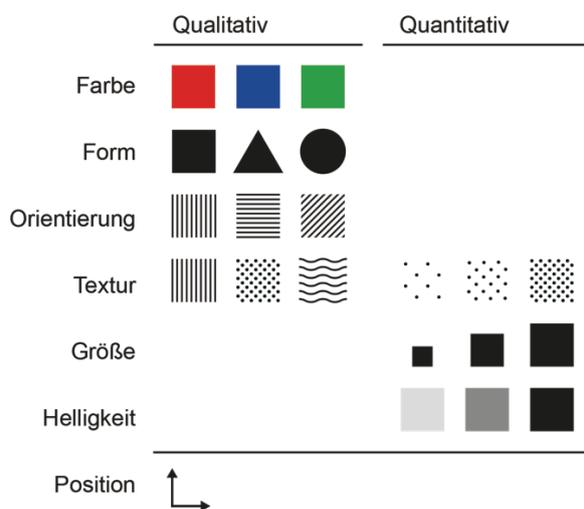


Abb. 2.3: Beispiele für Ausprägungen der sieben graphischen Variablen nach BERTIN (1983), geordnet nach qualitativen und quantitativen Eigenschaften

BERTINS Regelwerk weist jedoch ein Dilemma auf: Die Regeln der graphischen Variablen scheinen zwar zu funktionieren, jedoch gibt BERTIN keine empirischen Belege dafür warum die Regeln funktionieren. Dabei hätte er sich auf die Forschung der Gestaltpsychologie beziehen können (GARLANDINI u. FABRIKANT 2009). Gestaltpsychologen beschäftigten sich schon seit Anfang des 19. Jahrhunderts mit der visuellen Organisation graphischer Information (GOLDSTEIN 2011). Sie untersuchten wie visuelle Objekte Gruppen bilden und wie diese Gruppen die visuelle Aufmerksamkeit lenken. Einige ihrer Entdeckungen überschneiden sich mit den Behauptungen von Bertin (MACEACHREN 1995).

Es wurden viele empirische Studien durchgeführt, die BERTINS Behauptungen nachträglich ein empirisches Fundament bieten (MONTELLO 2002). CUFF (1973) untersuchte die Wahrnehmung von abgestuften Farbhelligkeiten in Choroplethenkarten. Er bat die Teilnehmenden besonders hohe, mittlere und niedrige Werte auf den Choroplethenkarten zu identifizieren. Er fand heraus, dass dunklere Farbabstufungen als viel von etwas und hellere Farbabstufungen als wenig von etwas interpretiert wurden und bestätigte dadurch FUNKHOUSERS (1937) Aussage 'je dunkler, desto mehr'. Der gleiche Effekt wurde für quantitative Texturen festgestellt. SLOCUM und

MCMMASTER (1986) erklären, dass Texturen einen abdunkelnden Effekt haben, da sie einen Prozentteil des weißen Papiers Fläche mit Farbe abdunkeln (siehe Beispiel Abb. 2.4). ROBINSON (1995) zeigt auf, dass Textur als einheitlicher Grauton wahrgenommen wird, wenn das Muster so fein aufgelöst ist, dass es vom Auge nicht mehr wahrgenommen werden kann (ab 85 Punkte/Zoll; 34 Punkte/cm). Ist das Muster dagegen grob, so tritt die Textur in den Vordergrund.

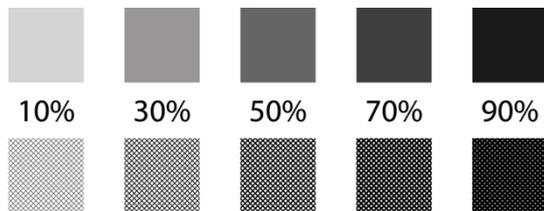


Abb. 2.4: Beispiel für quantitative Linienraster (Quadrate unten), die Grautöne (Quadrate oben) simulieren. Die Prozentwerte entsprechen dem Farbanteil pro Flächeneinheit für Grautöne und Linienraster

SLOCUM und MCMMASTER (1986) untersuchten, ob Helligkeiten in Choroplethenkarten durch verschieden dichte Linientexturen ersetzt werden können. Sie baten die Studienteilnehmenden, Texturen mit verschiedenen Farbanteilen pro Flächeneinheit den entsprechenden Grautönen zuzuordnen. Es zeigte sich, dass die Zuordnung von Texturdichte und Grautönen linear verläuft. Sie schlossen daraus, dass grobe Texturen genauso wie Helligkeitswerte zur Darstellung gradueller Unterschiede eingesetzt werden können. Flächenhafte Texturen müssen jedoch nicht zwangsläufig einen abdunkelnden Effekt haben. ROBINSON et al. (1995) und KEATES (1989) fügen dem hinzu, dass weiße Texturen auf einen farbigen Hintergrund das Gesamtbild aufgehen.

Nicht alle empirischen Studien bestätigen jedoch Bertins intuitiven Ansatz der graphischen Kommunikation (HEGARTY 2011). So stellten WOLFE und HOROWITZ (2004) in einer Metaanalyse fest, dass die graphischen Variablen Farbe, Größe und Orientierung die visuell salientesten graphischen Variablen sind, entgegengesetzt zu BERTINS (1983) sowie GARLANDINIS und FABRIKANTS (2009) Aussage, dass Orientierung eine sehr geringe visuelle Salienz aufweist.

Bertins Liste graphischer Variablen ist außerdem nicht komplett. So schlug MORRISON (1974) vor die graphischen Variablen Ausrichtung und Farbsättigung hinzuzufügen. Auch MACEACHREN (1992) zeigte mögliche Anwendungen für die weiteren graphischen Variablen Transparenz, Unschärfe (zuerst als Nebel bezeichnet) und Auflösung für die Darstellung von Unsicherheiten (siehe Abb. 2.5).

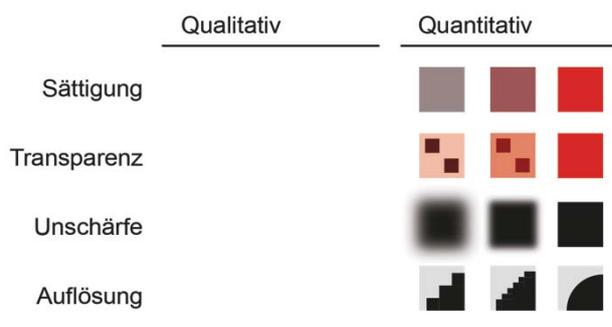


Abb. 2.5: Die neuen graphischen Variablen Sättigung, Transparenz, Unschärfe und Auflösung. Laut MACEACHREN (1995) kann die graphische Variable Transparenz auch qualitativ eingesetzt werden.

Themenabhängigkeit graphischer Variablen

Seit Robinsons Aufruf zur gezielten empirischen Evaluation kartographischer Visualisierungsmethoden, hat es zahlreiche empirische Studien gegeben. Dabei konnten viele Vermutungen Bertins bestätigt werden (MONTELLO 2002). Viele Studien wurden jedoch nur innerhalb eines Anwendungsgebietes getestet (z.B. Stadtwachstum in der Studie von AERTS et al. (2003)). Es kann nicht sicher gesagt werden, ob die Erkenntnisse aus diesen Studien auf andere Aufgaben oder Visualisierungen übertragbar sind (KINKELDEY et al. 2014a). Denn nicht jede Visualisierungsmethode ist universell für alle Themen, Aufgabenstellungen oder Fragestellungen geeignet (HEGARTY 2011). Ursache dafür ist, dass visuelle Verständigung häufig auf Assoziationen zwischen der genutzten Symbolik und der erzielten Aussage beruht (TVERSKY 2011). Als Beispiel wird die Studie von STROOP (1935) vorgestellt, die zeigt, dass falsche Assoziationen zu Verwirrung, verlangsamten Denkprozessen und vermehrten Fehlern führen. STROOP zeigte Studien-Teilnehmenden Wörter, die Farben beschreiben (rot, grün, blau, ...). Diese Wörter wurden in unterschiedlichen farbigen Tinten auf Papier geschrieben, sodass das Wort 'rot' beispielsweise in roter, grüner oder blauer Tinte zu lesen war. Die Teilnehmenden wurden gebeten, die Farbe der Tinte zu nennen. Wenn die Wortbedeutung und die Tintenfarbe voneinander abwichen, benötigten die Studien-Teilnehmenden mehr Zeit und machten mehr Fehler, als wenn die Wortbedeutung mit der Tintenfarbe übereinstimmte. Eine verlängerte Reaktionszeit deutet darauf hin, dass zusätzlicher, zeitaufwändiger kognitiver Aufwand nötig ist (GOLDSTEIN 2011). Um die kognitiven Vorteile von Visualisierungen zu bewahren, sollte der Kartenersteller die Assoziationen der KartenleserInnen in den Visualisierungsprozess einbeziehen.

KOSSLYN (2006) beschreibt mit den Principles of Compatibility die möglichen Assoziationen zwischen Bild und Bedeutung. Eines dieser Prinzipien ist das Prinzip 'mehr ist mehr', welches besagt, dass mehr von etwas in einer Graphik (z.B. mehr Punkte auf einer Fläche) auch mit mehr von etwas in der Realität assoziiert wird. 'Mehr ist mehr' findet sich auch in der Kartographie wieder: Insbesondere für die graphische Variable Helligkeit hat sich der kartographische Standard 'je dunkler, desto mehr' etabliert (FUNKHOUSER 1937, GARLANDINI u. FABRIKANT 2009). Aber auch dieser Standard ist nicht unerschütterlich: Assoziationen können zwischen Themengebieten variieren (HEGARTY 2011). Ein Beispiel dafür ist die Darstellung von Sonnenscheinstunden: Wäre es nicht gegen die Intuition, mehr Sonnenscheinstunden durch dunklere Farben darzustellen (CHRISTEN et al. 2013)?

2.5.1 Visualisierung von Datenunsicherheiten in Karten

In den offiziellen Karten der USA werden Unsicherheiten schon seit den 90er Jahren durch einen Bericht erläutert. Es wird jedoch bemängelt, dass diese Berichte selbst für Experten schwer verständlich sind (HOPE u. HUNTER 2007a).

Die visuelle Kennzeichnung von Unsicherheiten in Karten wurde in der Vergangenheit vereinzelt diskutiert, siehe z.B. WRIGHT (1942), doch erst nach dem Aufruf zur Entwicklung von Visualisierungsmethoden auf der Tagung des National Center for Geographic Information and Analysis im Jahr 1991 wurde der Unsicherheitsvisualisierung in Karten vermehrte wissenschaftliche Aufmerksamkeit geschenkt (EVANS 1997). Der Großteil der Forschung widmet sich seither der Entwicklung neuer Visualisierungsmethoden, von denen jedoch nur ein Bruchteil bisher empirisch erforscht wurde (SMITH et al. 2013).

KINKELDEY et al. (2014a u. 2017) teilen die bisherigen empirischen Untersuchungen in drei typische Forschungsfelder ein:

1. Die Beurteilung von Visualisierungsmethoden mit der häufigen Frage: Funktioniert Visualisierung A besser als Visualisierung B?
2. Das Verstehen der kognitiven Prozesse mit der häufigen Frage: Warum funktioniert Visualisierung A besser als Visualisierung B?
3. Die Entscheidungsfindung aufgrund unterschiedlicher Unsicherheitsvisualisierungen mit der Frage: Verändert sich die Entscheidung, wenn Unsicherheiten dargestellt werden?

Die vorliegende Studie ist dem ersten Forschungsfeld und der Frage nach einer geeigneten Visualisierungsart zuzuordnen.

Warum werden neue Visualisierungsmethoden für die Darstellung von Datenunsicherheiten benötigt, wenn Bertin und weiterführende Studien schon vor Langem Gestaltungsregeln festgelegt haben (siehe Kapitel 2.5)? Die Antwort darauf könnte in der Art der Daten liegen. Die bisherigen Gestaltungsregeln wurden für die Darstellung regulärer Daten und für Beziehungen zwischen diesen Daten erstellt (KINKELDEY et al. 2014a).

Unsicherheitsinformationen sind aber keine Daten im herkömmlichen Sinne, sondern Daten über Daten, allgemein als Metadaten bezeichnet (EDWARDS u. NELSON 2001). Das heißt für die Praxis, dass die regulären Daten zusammen mit den jeweiligen Metadaten visualisiert werden müssen. Die Herausforderung besteht darin, dass beide Informationen zum einen getrennt ablesbar und zum anderen auch zusammen interpretierbar sein sollen (ZUK u. CARPENDALE 2006). Trotz mehr als 20 Jahren Forschung gibt es noch keine allgemeingültigen Vorschläge hierzu (KUBÍČEK u. ŠAŠINKA 2011).

Visuelle Hierarchie

Eine gute Visualisierung vermag es eine visuelle Hierarchie aufzubauen, in der wichtige Elemente betont werden und unwichtige Objekte visuell in den Hintergrund gedrängt werden (DENT 1999). Die in Kapitel 2.5 beschriebenen Gestaltpsychologen entwickelten ein Konzept, das beschreibt wie Objekte im visuellen Feld gruppiert werden. Durch diese Gruppierungen teilt sich das Gesehene in zwei Ebenen ein: Figur und Grund. 'Figur' beschreibt die Elemente, die die Aufmerksamkeit auf sich ziehen und 'Grund' beschreibt die Elemente, die in den Hintergrund gedrängt werden (DENT 1999). Ein einfaches Beispiel wäre ein schwarzer Kreis auf weißer Fläche (siehe Abb. 2.6). Der schwarze Kreis wird meistens als die Figur wahrgenommen und die weiße Fläche als Hintergrund. Anhand dieser Figur-Grund-Beziehung lassen sich in einer Visualisierung Hierarchien aufbauen, die den Blick auf bestimmte Objekte im Kartenbild lenken (DENT 1972).

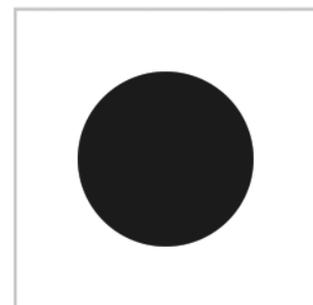


Abb. 2.6: Der Schwarze Kreis ist Figur und lässt die weiße Fläche zum Grund werden (DENT 1999: Figure 13.20b, editiert)

Diesen Effekt könnte man für die Visualisierung von Unsicherheit nutzen. McGranaghan (1993) schlägt vor unsichere Daten visuell zurücktreten zu lassen, sodass diesen weniger Beachtung geschenkt wird. Dazu müsste die Visualisierung die sicheren Daten zur Figur werden lassen und die unsicheren Daten als Grund darstellen.

Laut Gestaltpsychologie ist Homogenität das, was Objekte in den Hintergrund treten lässt. Ohne visuelle Unterschiede gibt es keinen Kontrast und ohne Kontrast existiert keine Figur (MACEACHREN 1995). Werden Karten auf weißem Hintergrund gezeigt, bildet weiß den Grund. Objekte werden durch Farbauftrag hinzugefügt. Umso weniger Farbe genutzt wird, desto mehr passt sich ein Objekt dem homogenen Hintergrund an (MCGRANAGHAN 1989) und rückt in den visuellen Hintergrund. MCGRANAGHAN (1993) Vorschlag ist unsichere Daten aufzuhellen. Er warnt jedoch davor falsche Assoziationen zu wecken. Manche Visualisierungen, die Uneindeutigkeit erwecken sollen, ziehen laut MCGRANAGHAN den Blick auf sich. Als Beispiel nennt er eine unsichere Straßenposition: Durch das Zeichnen mehrerer möglicher Straßenpositionen, könnte diese visuell zur Figur hervorgehoben werden.

Visualisierungsmethoden

KINKELDEY et al. (2014a) fassen die in der Literatur unterschiedenen dichotomen Visualisierungskategorien, die sich zum Teil auch überschneiden, wie folgt zusammen:

- Dynamische Darstellungen sind animiert oder können durch den Kartenleser verändert werden. Der Gegensatz der dynamischen Darstellung ist die klassisch statische Karte.
- Eine koinzidente Darstellung stellt Daten und Datenunsicherheiten innerhalb einer Karte dar, während eine adjazente Darstellung beide Informationen in zwei getrennten Karten visualisiert.
- Explizite Darstellungen stellen die Unsicherheitsinformation mithilfe einer graphischen Variable dar, während implizite Darstellungen Unsicherheiten durch die Präsentation mehrerer Ergebnismöglichkeiten durch verschiedene Karten suggerieren.
- Extrinsische Methoden fügen neue Objekte in ein Kartenbild ein, um Unsicherheiten darzustellen, und intrinsische Methoden modifizieren die bisherige Visualisierung.
- Integrale Darstellungsmethoden können nicht von der Visualisierung der eigentlichen Daten getrennt werden, während separierbare Darstellungen getrennt von den Daten betrachtet werden können.

In dieser Arbeit wird Unsicherheit innerhalb einer statischen Karte untersucht (koinzident und explizit). Es werden Texturen unterschiedlicher Dichtegrade und Texturfarben auf die eigentlichen Daten gelegt (extrinsisch und separierbar), um indirekt Helligkeiten zu simulieren (intrinsisch und integral).

Texturen

Textur beschreibt ein Muster, das durch die Größe und Abstände gleicher Elemente zueinander definiert wird und über andere Information gelegt werden kann (ROBINSON 1995). Texturen haben den Vorteil, dass die eigentliche Information hinter der Textur farblich nicht verändert wird, und somit visuell besser trennbar ist als beispielsweise die intrinsische Mischung von Helligkeit und Farbe (MACEACHREN et al. 1998). MACEACHREN (1992) schlug Textur als binäre Kennzeichnung von Unsicherheiten vor. Diesen Vorschlag untersuchten MACEACHREN et al. (1998) in einer Studie zur Visualisierung der Datenzuverlässigkeit von Todesraten im Atlas of United States Mortality. Hier verglichen sie das Leseverständnis verschiedener Darstellungsformen der Datenzuverlässigkeit in Choroplethenkarten.

Sie nutzten eine Linientextur, deren Linien längs geteilt zur Hälfte weiß und zur anderen Hälfte weiß sind (siehe Abb. 2.7b). So haben die Linien auf jeder Hintergrundfarbe einen guten Kontrast. Außerdem wurden bivariate Legenden mit Farb- und Sättigungsveränderung für die Visualisierung nicht zuverlässiger Daten untersucht (siehe Abb. 2.7a).

Das Leseverständnis wurde getestet, indem die Teilnehmenden gebeten wurden, verschiedene Kartenleseaufgaben zu lösen. Zum Beispiel sollten zusammenhängende Gebiete hoher Todesraten oder Gebiete hoher Zuverlässigkeit innerhalb der Karte gekennzeichnet werden. Die Autoren schlossen aus den Ergebnissen, dass das Verständnis und die Mustererkennung in Choroplethenkarten durch die zusätzliche Darstellung von Datenzuverlässigkeit nicht allzu stark beeinträchtigt wird. Textur zeigte sich als besonders verständlich, beliebt und intuitiv.

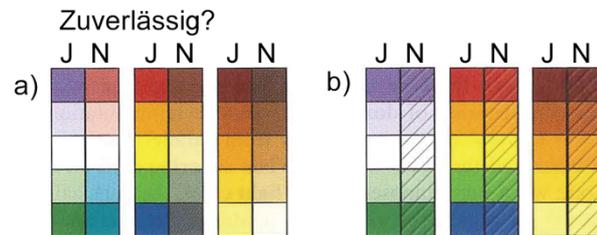


Abb. 2.7: Verschiedene Legendenvariationen in der Studie von MACEachren et al. (1998: Plate 1, editiert) zur Darstellung verschiedener Health Service Areas und ihrer Zuverlässigkeit in einer Choroplethenkarte. Der linke Streifen (J) zeigt jeweils die zuverlässigen Daten und der rechte Streifen (N) zeigt die nicht zuverlässigen Daten. a) zeigt drei bivariate Legendenvarianten, in denen unzuverlässige Daten durch Farbänderungen oder Sättigungsunterschiede dargestellt werden, b) zeigt unzuverlässige Daten durch eine schwarz-weiß gestrichelte Textur

LEITNER und BUTTENFIELD (2000) untersuchten wie sich die Darstellung von Datensicherheit durch Textur, Sättigung oder Helligkeit auf die Entscheidungen ihrer Studien-Teilnehmenden auswirkten. Die Teilnehmenden sollten anhand einer Karte und eingezeichneter Datensicherheit entscheiden, wo sie einen Flughafen oder einen Park platzieren würden. Die Datensicherheit wurde anhand drei verschiedener graphische Variablen visualisiert: Textur, Helligkeit und Sättigung. Gemessen wurde die Reaktionszeit, Korrektheit der Entscheidung sowie die Sicherheit, mit der die Teilnehmenden ihre Entscheidung trafen. Sie fanden heraus, dass Entscheidungen auf Grundlage von Textur am sichersten getroffen wurden. Die korrektesten und schnellsten Entscheidungen wurden mithilfe der graphischen Variable Helligkeit getroffen.

RETCHLESS und BREWER (2016) untersuchten acht bivariate Darstellungsmethoden zur Visualisierung von Sicherheiten in Klimawandelkarten auf das Leseverständnis der einzelnen Variablen und Präferenzen. Sie stellten Temperaturveränderung durch Farbverläufe dar. Die Datensicherheit wurde anhand der folgenden graphischen Variablen visualisiert:

- Sättigung
- Helligkeit (siehe Abb. 2.8)
- Mischung aus Sättigung und Helligkeit
- grauer 'Nebel' (klassifiziert und unklassifiziert)
- gestrichelter Texturen (siehe Abb. 2.8)
- Punkttexturen (siehe Abb. 2.8)
- Quadrate variierender Größe (siehe Abb. 2.8)

Zur Untersuchung des Leseverständnisses wurden in den Karten mehrere Flächen markiert. Die Teilnehmenden wurden gebeten, die Temperaturen und den Sicherheitsgrad dieser Flächen zu ranken. Anschließend wurden sie gefragt welche der acht Visualisierungsformen sie für diese Aufgabenstellung bevorzugen. Die Autoren fanden heraus, dass die Teilnehmenden die Temperatur- und Sicherheitsinformation am besten ablesen konnten,

wenn die Sicherheitsinformation durch Texturen (Linien, Punkte und Quadratgröße) dargestellt wurde. Die Punkttextur war bei den Teilnehmenden am beliebtesten.

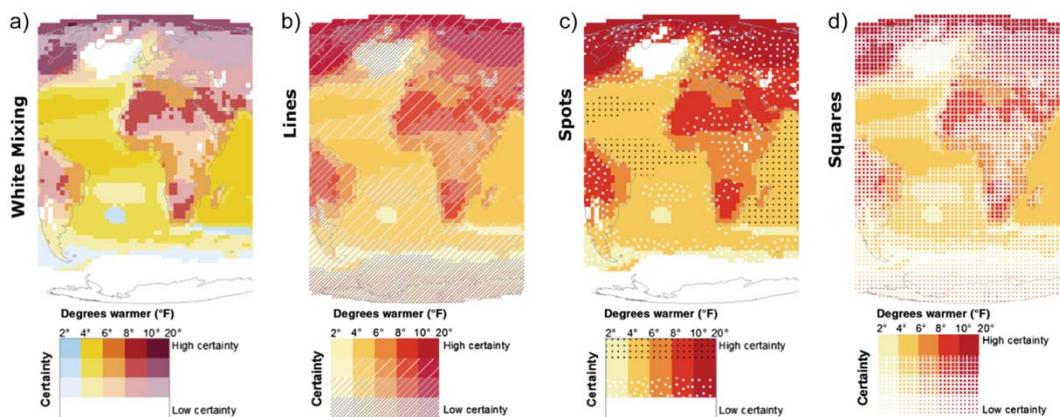


Abb. 2.8: Vier von acht Darstellungsmethoden, die durch RETCHLESS und BREWER (2016: Figure 11) getestet wurden. Die Farbskala repräsentiert den Temperaturanstieg. Die Sicherheitsdarstellung variiert: a) Helligkeit b) gestrichelte Textur c) Punkttexturen und vollständiges Ausbleichen für keine Sicherheit und d) Quadratgrößen

In den Klimareporten des IPCC (2014), der EEA (2017) oder im National Report der USA (MELILLO et al. 2014) werden Texturen vielfach zur Darstellung von Datenqualität genutzt. Jedoch werden diese Texturen nicht einheitlich angewandt. Im aktuellen IPCC (2014) Report werden Punkttexturen eingesetzt um Daten zu kennzeichnen, in denen die berechnete Veränderung stark vom Ausmaß der natürlichen Variabilität abweicht sowie 90 % aller Modelle diese Veränderung vorhersagen. Gestrichelte Texturen kennzeichnen Gebiete, in denen die Veränderung weniger als eine Standardabweichung der natürlichen Variabilität ausmacht. Plus-Symbole werden auf die Rasterzellen gelegt, wo ein Trend signifikant ist. Im Report der EEA (2017) werden diverse Visualisierungsformen für verschiedene Unsicherheitsangaben genutzt. Texturen, bestehend aus kleinen schwarzen Dreiecken, Punkten oder Kreisen, stehen für signifikante Ergebnisse. Karierte Texturen symbolisieren in einer Karte nicht signifikante und in einer anderen Karte signifikante Ergebnisse. In einer anderen Karte werden Flächen, in denen weniger als 75 % der Modelle denselben Trend zeigen durch ein 'X' gekennzeichnet. Der US National Report (MELILLO et al. 2014) verwendet viele Karten, die von National Oceanic and Atmospheric Association (NOAA) erstellt wurden. Gestrichelte Texturen kennzeichnen Gebiete, in denen die vorhergesagten Veränderungen signifikant sind, und in denen die verschiedenen Modelle in ihren Aussagen übereinstimmen. Punkttexturen stehen für Gebiete, in denen 80 % der Modelle dieselbe Aussage machen. In einer Karte werden Pixel durch Kreuze gekennzeichnet, aber eine Legende zur Erklärung dieser Kreuze fehlt. Diese Auflistungen der Sicherheits- oder Unsicherheits-Visualisierungen in den drei Reports ist nicht komplett, zeigt aber zwei Dinge: Erstens werden Texturen für die Kommunikation von Datenqualität oft eingesetzt und zweitens herrscht eine große Inkonsistenz in der Nutzung von Texturen.

Helligkeit

Die graphische Variable Helligkeit zeigte sich in vielen empirischen Studien zur Unsicherheitsvisualisierung als eine sehr intuitive Visualisierungsform (VAN DER WEL et al. 1994, LEITNER u. BUTTENFIELD 2000, AERTS et al. 2003,

BOUKHELIFA et al. 2012, MACEACHREN et al. 2012), allerdings mit unterschiedlichen Aussagen dazu, wie Helligkeit angewendet werden soll.

LEITNER und BUTTENFIELD (2000) stellten in ihrer Studie zur Platzierung eines Parks und Flughafens fest, dass Entscheidungen korrekter und schneller getroffen wurden, wenn sichere Attribute hell und weniger sichere Attribute dunkler dargestellt wurden. AERTS et al. (2003) führten eine Studie über animierte und statische Unsicherheitsvisualisierungen in Stadtplanungskarten durch. Bei der Animation handelte es sich um Toggling, bei dem eine Visualisierung zwischen zwei Zuständen hin- und herwechselt. Den Teilnehmenden wurden Karten gezeigt, in denen graue Flächen den aktuellen Stadtumfang kennzeichnen und rote oder blaue Flächen Gebiete mit möglichem Wachstum (siehe Abb. 2.9). Flächen mit intensivem Rot beschreiben Gebiete, in denen die Stadt sicher wachsen wird, und hellrote oder blaue Flächen beschreiben Gebiete mit unsicherem Stadtwachstum. Die Teilnehmenden wurden gebeten die Unsicherheiten anhand dieser Karten sowie mit als auch ohne weitere Zusatzinformation (z.B. Relief) einzuschätzen, sowie die verschiedenen Visualisierungsmethoden zu vergleichen. AERTS et al. fanden heraus, dass Unsicherheiten durch eine Aufhellung verständlich visualisiert werden.

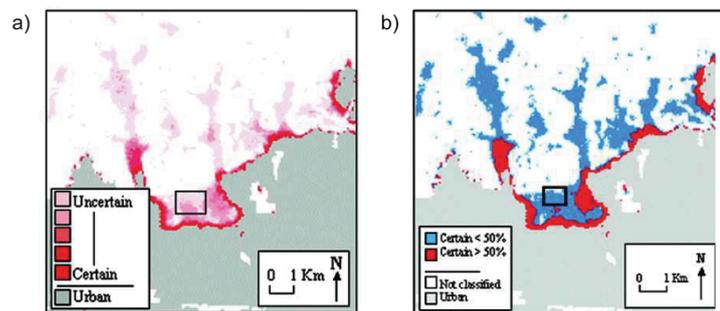


Abb. 2.9: Stadtwachstum mit unterschiedlichen Unsicherheitsdarstellungen. a) durch graduelle Helligkeit und b) durch die zwei Farben Rot und Blau (AERTS et al. 2003: Figure 4b, Figure 6)

MACEACHREN et al. (2012) untersuchten, welche graphischen Variablen intuitiv mit Unsicherheit oder Sicherheit assoziiert werden. Dazu präsentierten sie Teilnehmenden, wie in Abb. 2.10 gezeigt, jeweils drei Ausprägungen einer graphischen Variable. Die Autoren wiesen diesen durch die nebenstehende Skala 'unsicher' bis 'sicher' eine Bedeutung zu und fragten die Teilnehmenden, wie unlogisch oder logisch die graphische Repräsentation auf einer Skala von eins (unlogisch) bis sieben (logisch) für sie aussieht.

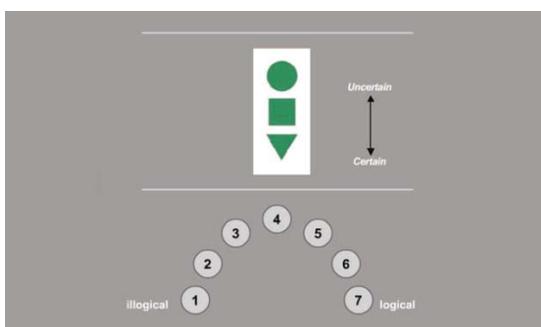


Abb. 2.10: Versuchsbildschirm für das Experiment von MACEACHREN et al. (2012: Figure 3). Oben legt die Legende fest, wie die graphischen Variablen Unsicherheit und Sicherheit definieren. Unten kann der Proband anhand einer Skala von 1 (unlogisch) bis 7 (logisch) festlegen, wie viel Sinn die Visualisierungsform ergibt.

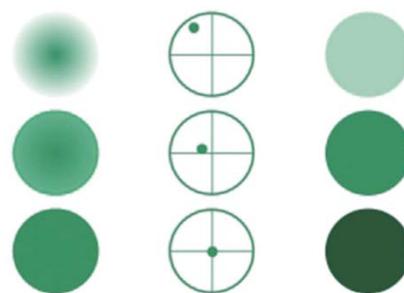


Abb. 2.11: Die graphischen Variablen Verschwommenheit, Position und Helligkeit wurden als logischste Repräsentation für Unsicherheiten gerankt. Viel Verschwommenheit, Positionsabweichung und Helligkeit entsprechen dabei Unsicherheit (KINKELDEY et al. 2014a: Figure 6).

Um eine mögliche Richtungsabhängigkeit der graphischen Variable zu testen, wurden die Ausprägungen jeder graphischen Variable in zwei mögliche Richtungen getestet. So stand viel Helligkeit einmal für Unsicherheit stand und das andere Mal für Sicherheit. Die graphischen Variablen Verschommenheit, Position und Helligkeit erhielten das höchste Logik-Rating (siehe Abb. 2.11). Dunkle Farbtöne wurde als sicher empfunden und helle Farbtöne wurden als unsicher empfunden. Dieses Ergebnis widerspricht den Ergebnissen zur Anwendung von Helligkeit LEITNER und BUTTENFIELD (2000).

RETCHLESS und BREWER (2016) stellten in der oben erläuterten Studie fest, dass die Visualisierung von Sicherheit durch Helligkeit schlechtere Ergebnisse erzielte und unbeliebter war als die Darstellung durch die verschiedenen Texturen. Die Visualisierung von Sicherheit durch Helligkeit und die Kombination aus Helligkeit und Sättigung erzielten die zweitbesten Ergebnisse. Die Teilnehmenden konnten die verschiedenen Sicherheitsgrade durch die Helligkeitsabstufungen gut ablesen, aber sie hatten Probleme die farbigen Temperaturunterschiede abzulesen. KINKELDEY et al. (2014a) vermuten, dass die vielen Helligkeitsabstufungen der Sicherheitsdarstellung in Kombination mit den unterschiedlich hellen Farbabstufungen der Temperaturskala das Kartenbild zu komplex gestaltet. Daher empfehlen RETCHLESS und BREWER (2016), möglichst geringe Helligkeitsunterschiede in der Primärinformation zu nutzen, wenn die Sicherheitsinformation durch Helligkeit dargestellt wird.

Die meisten Studienergebnisse zeigen, entgegen der Empfehlung von LEITNER und BUTTENFIELD (2000), dass dunkle Farbtöne mit Datensicherheit assoziiert wird (AERTS et al. 2003, BOUKHELIFA et al. 2012, CHEONG et al. 2016, MACEACHREN et al. 2012, RETCHLESS u. BREWER 2016).

Karten sind nicht die universelle Lösung zur Erklärung und Beseitigung jeglicher Vorurteile gegenüber der Kommunikation von Datenqualität, und sie werden auch nicht in der Lage sein, Klimaskeptiker zu überzeugen. Dennoch sind Karten eine viel genutzte Visualisierungsform, denn sie haben das Potential die Aufmerksamkeit auf sich zu ziehen und das Erlernen neuer Information zu unterstützen. Dies allerdings nur unter der Prämisse, dass die Karte fachgerecht visualisiert wurde. Schlechte Karten, wie die von MCKENDRY und MACHLIS (2009) diskutierte Karte des IPCC, tragen hingegen mehr zur Verwirrung als zur Aufklärung bei. Es gilt daher Karten zu erstellen, die intuitiv verständlich sind.

2.6 Framing

Statt der Datenunsicherheit wird oft die Sicherheit von Daten kommuniziert. RETCHLESS und BREWER (2016) begründen die Wahl der Datensicherheit statt -unsicherheit damit, dass sie mit dem Begriff Sicherheit die doppelte Verneinung 'gar nicht unsicher' umgehen. Diese doppelte Verneinung kommt bei einer Skala von 'gar nicht sicher' bis 'sehr sicher' nicht vor. Dadurch ist die Sicherheits-Skala einfacher zu verstehen.

In Visualisierungsstudien gibt es bisher keine einheitliche Vorgehensweise dazu welcher Aspekt von Datenqualität untersucht wird. So untersuchten MACEACHREN et al. (2012) die Visualisierung der Datengenauigkeit, -präzision und -glaubhaftigkeit. Die Vertrauenswürdigkeit von Daten wurde von MACEACHREN et al. (1998) erforscht,

die Datengenauigkeit von EVANS (1997), Datensicherheit von LEITNER und BUTTENFIELD (2000), EDWARDS und NELSON (2001), HOPE und HUNTER (2007b) sowie RETCHLESS und BREWER (2016). Datenunsicherheit wurde von BOUKHELIFA et al. (2012) sowie KINKELDEY et al. (2014b) untersucht. AERTS et al. (2003) und MACEACHREN et al. (2012) untersuchten Unsicherheit und Sicherheit gleichzeitig.

In nur wenigen Studien, wie in der von RETCHLESS und BREWER (2016), wird argumentiert, warum eine bestimmte Unsicherheitsform untersucht wird. Oft werden einzelne Begriffe austauschbar genutzt. So beschreiben RETCHLESS und BREWER (2016) zum Beispiel, dass MACEACHREN et al. (1998) Datensicherheiten untersucht hätten, obwohl die Studie nur die Vertrauenswürdigkeit der Daten beleuchtet hat.

Sicherheit und Unsicherheit sind zwei Gegenpole, deren Bedeutung semantisch und rational betrachtet durch die Negation die Bedeutung des anderen Begriffs annimmt. Entsprechend dieser Logik wären die zwei Ausdrücke 'gar nicht sicher' und 'sehr unsicher' identisch. TVERSKY und KAHNEMANN (1981) erklären, dass die Annahme, der Mensch würde Informationen rein rational bewerten, nicht mit Studienergebnissen aus der Psychologie übereinstimmt. Sie führten eine Studie durch in der zwei Gruppen zwei unterschiedlich formulierte, jedoch inhaltlich identische Handlungsoptionen erhielten. Die Studien-Teilnehmenden wurden gebeten eine Handlungsoption zu wählen.

Das Szenario: In den USA ist eine asiatische Krankheit ausgebrochen und die Prognosen besagen, dass die Krankheit ca. 600 Menschenleben kosten wird.

Handlungsoptionen Gruppe 1:

Wird Programm A gewählt, können ca. 200 Personen gerettet werden.

Wird Programm B gewählt, so wird mit einer Wahrscheinlichkeit von 1:3 alle 600 gerettet werden und mit einer Wahrscheinlichkeit von 2:3 kann keiner gerettet werden.

Handlungsoptionen Gruppe 2:

Wird Programm C gewählt, so werden 400 Menschen sterben.

Wird Programm D gewählt, so wird mit einer Wahrscheinlichkeit von 1:3 keiner sterben und mit einer Wahrscheinlichkeit von 2:3 werden 600 Menschen sterben. (TVERSKY u. KAHNEMAN 1981: S. 453)

In Gruppe 1 wählten 72 % die risikoarme Option A. Die Sicherheit, 200 Menschen retten zu können, war attraktiver. In Gruppe 2 wählten 78 % der Teilnehmenden die risikoreichere Option D. Der sichere Tod von 400 Menschen scheint nicht akzeptabel zu sein im Gegensatz zu einer kleinen Chance, alle retten zu können. Obwohl die Handlungsalternativen von Gruppe 1 und Gruppe 2 inhaltlich identisch sind, wurde eine andere Wahl getroffen. Dieses Phänomen wird in der Psychologie als Framing Effekt bezeichnet (TVERSKY u. KAHNEMAN 1981). Genauso wie sich die Wahl einer Option durch verschiedene Formulierungen verändert (Risky Choice Framing), so ändert sich auch die Akzeptanz oder Bewertung eines Sachverhaltes, wenn dieser anders beschrieben wird (Attribute Framing). Beispielsweise wird ein medizinischer Eingriff von der Öffentlichkeit besser angenommen, wenn mit der Übelebensrate eines Patienten argumentiert wird statt mit einer Todesrate (LEVIN et al. 1998).

Der Framing Effekt tritt themenunabhängig auf, egal ob es um Menschenleben, Geldgeschäfte, Politische Entscheidungen oder hypothetische Vorkommnisse geht. Framing kann dazu führen, dass ein Sachverhalt akzeptiert oder abgelehnt wird (LEVIN et al. 1998). Aus diesen Erkenntnissen wird geschlossen, dass man nicht davon ausgehen kann, dass Sicherheit als das simple Gegenteil von Unsicherheit verstanden wird.

2.7 Eingliederung der Arbeit in den Forschungskontext

In den vorherigen Kapiteln wurden der Ursprung und die Visualisierung von Unsicherheiten in Karten allgemein und vor dem Hintergrund der Klimawandelkommunikation vorgestellt. Dabei wurde deutlich, dass Datenunsicherheit ein schwer zu definierendes Konstrukt ist, das ebenso schwer zu verstehen ist (KINKELDEY et al. 2017). Dennoch enthält jeder Datensatz mehr oder weniger viele Unsicherheiten (HARROWER 2003), deren Kommunikation vom Zweck und den KartennutzerInnen abhängt (MOSER 2010).

Im Fall der Klimawandelkommunikation ist die Deklaration von Unsicherheiten allerdings unabdingbar da:

- Prognosen immer unsicher sind (MASLIN u. AUSTIN 2012)
- das Klimasystem aufgrund seiner Komplexität noch nicht vollständig verstanden ist (GRAMELSBERGER u. FEICHTER 2011)
- numerische Modelle immer nur eine näherungsweise Nachstellung der Realität sind (GRAMELSBERGER u. FEICHTER 2011)

Unsicherheiten können beispielsweise durch numerische Wahrscheinlichkeitsangaben, durch verbale Kodierungen der Wahrscheinlichkeit (siehe Tabelle 2-1) oder mittels Visualisierung in Graphiken und Karten kommuniziert werden. Neben Diagrammen und 3D-Visualisierungen sind Karten in der Klimawandelforschung und -kommunikation ein viel genutztes Medium (NOCKE et al. 2008). Karten können zwei Variablen und deren Beziehungen zueinander im Raum visualisieren (ROBINSON 1995). Streng genommen ist Unsicherheitsinformation aber keine zweite Variable, sondern eine Metainformation über die zugrundeliegenden Daten. Die Beziehung zwischen Unsicherheiten und den Daten ist somit eine andere als zwischen verschiedenen Datensätzen. Daher wird vermutet, dass die bisher formulierten kartographischen Visualisierungsstandards und Gestaltungsregeln nicht für die Darstellung von Unsicherheit gelten (LEITNER u. BUTTENFIELD 2000, EDWARDS u. NELSON 2001).

Der kartographische Standard besagt über die graphische Variable Helligkeit, dass helle Objekte weniger von etwas repräsentieren, als dunkle Objekte (Garlandini u. Fabrikant 2009). Texturen können wie Helligkeiten quantitative Unterschiede darstellen: Umso dichter eine Textur, desto mehr von etwas repräsentiert sie (ROBINSON 1995). SLOCUM und McMASTER (1986) zeigten sogar, dass grob aufgelöste schwarze Texturen unterschiedlicher Dichtegrade Graustufen simulieren können. Durch die zunehmende Dichte einer Textur wird mehr Farbe auf eine Fläche aufgetragen, wodurch die Fläche abgedunkelt wird. Weiße Texturen, die Farbe aus einer Fläche entnehmen, hellen Flächen auf (KEATES 1989, ROBINSON 1952).

Helligkeit hat sich in vielen Studien zur Visualisierung von Datenqualität als intuitiv erfassbar erwiesen, obwohl unterschiedliche Schlussfolgerungen gezogen wurden, wie Helligkeit genutzt werden soll. Texturen sind sehr beliebt und ermöglichen ein gutes Ablesen der Daten- und Unsicherheitsinformation. TVERSKY (2011) erklärt, dass Graphiken oft mit Assoziationen zur Realität arbeiten. Daher stellt sich die Frage, wie Textur und Helligkeit

mit Unsicherheit oder Sicherheit assoziiert werden. Dazu muss als erstes betrachtet werden, welche Assoziation gesucht wird. MCGRANAGHAN (1993) schlägt vor Objekte schlechter Qualität visuell in den Hintergrund zu rücken, sodass diesen weniger Beachtung geschenkt wird.

Der kartographische Standard 'je dunkler, desto mehr' widerspricht MCGRANAGHANS (1993) Vorschlag. Dichtere schwarze Textur repräsentiert gemäß der Regel 'je dunkler, desto mehr' mehr Unsicherheit und mehr Sicherheit zugleich. Schwarze Textur (auf hellem Hintergrund) zieht den Blick auf sich und betont Flächen (JENKS u. KNOS 1961, ROBINSON 1995). Dies wäre für die Darstellung von viel Sicherheit von Vorteil, denn laut MCGRANAGHAN sollen sichere Daten in den visuellen Vordergrund treten und weniger sichere Daten in den Hintergrund. Umso weniger dicht die schwarze Textur mit abnehmender Sicherheit wird, desto weniger salient wird sie und findet so weniger Beachtung. Für die Visualisierung von viel Unsicherheit steht die Aussage des kartographischen Standards 'je dunkler, desto mehr' mit der Forderung MCGRANAGHANS jedoch im Konflikt. Dichte schwarze Textur würde dann den Blick auf die unsichersten Regionen lenken, während die sicheren Regionen mit wenig Textur weniger salient wären.

ROBINSON (1995) beschreibt weiße Textur auf farbigem Hintergrund als Möglichkeit, die visuelle Salienz zu reduzieren. Für die Darstellung von viel Sicherheit durch eine dichte weiße Textur würde dies bedeuten, dass der kartographische Standard 'je dunkler, desto mehr' nicht erfüllt würde und zusätzlich die sicheren Daten visuell in den Hintergrund gerückt werden. Für die Darstellung von Unsicherheiten würde eine weiße Textur zwar dem Standard 'je dunkler, desto mehr' widersprechen, aber die dichte weiße Textur würde die unsicheren Stellen in den visuellen Hintergrund rücken.

Der Mensch nimmt Sachverhalte anders wahr oder bewertet diese anders, wenn diese Sachverhalte in verneintem Form kommuniziert werden. Dieses Phänomen wird als Attribute Framing bezeichnet (LEVIN et al. 1998). Entsprechend dieser Theorie könnte es sein, dass Ausdrücke gleicher Bedeutung, wie beispielsweise 'sehr unsicher' und 'gar nicht sicher' unterschiedlich wahrgenommen werden. Oft wird angenommen, dass eine Negierung auch gegensätzliche visuelle Darstellung erfordert. Wenn der Begriff jedoch anders verstanden wird, könnte auch eine entsprechend andere Visualisierung erforderlich sein.

Unter Berücksichtigung des Attribute Framings stellt sich die Frage, ob Aufhellung und Abdunkelung, keine Textur oder Textur, weniger dichte oder dichte Textur auch den jeweils gegenpoligen Begriffen zugeordnet werden können, oder ob beispielsweise eine Aufhellung für Sicherheit sowie Unsicherheit stehen kann. MACEACHREN et al. (2012) haben ähnliches untersucht, jedoch anhand einer bipolaren Skala von 'sicher' bis 'unsicher'. Sie sind zu dem Schluss gekommen, dass helle Farbe und grob gekörnte Textur mit unsicheren Daten assoziiert werden und dunkle Farbe sowie fein gekörnte Textur mit sicheren Daten. Die bipolare Skala kann jedoch nicht messen, ob sichere und unsichere Daten möglicherweise identisch dargestellt werden. Die Studie von MACEACHREN et al. basiert außerdem auf der rein theoretischen Bewertung von Legenden. Es kann daher nicht gesagt werden, dass die Ergebnisse auch in einer Karte funktionieren.

Mit dieser Arbeit möchte ich die Anwendung der kartographischen Standards 'je dunkler, desto mehr' und 'je dichter, desto mehr' auf die Begriffe der Sicherheit und Unsicherheit untersuchen. Dazu wurde für diese Studie

eine neue Visualisierungsmethode entwickelt, die Flächen durch schwarze und weiße Punkttexturen verschiedener Dichtegrade aufhellt und abdunkelt. Durch diese Visualisierungsmethode werden die Vorteile der zwei graphischen Variablen Helligkeit und Textur kombiniert: Zunehmende Helligkeit erwies sich als sehr intuitiv für die Darstellung von unsicheren Daten (MACEachREN et al. 1998, LEITNER u. BUTTENFIELD 2000, AERTS et al. 2003, MACEachREN et al. 2012). Allerdings nimmt bei bivariater Darstellung die Lesbarkeit der eigentlichen Daten ab (RETCHESS u. BREWER 2016). Texturen sind sehr beliebt und sie ermöglichen das gute Ablesen der Daten sowie der zugehörigen Datenunsicherheit (JENKS u. KNOS 1961, RETCHESS u. BREWER 2016).

Durch die neue Visualisierungsmethode können Helligkeiten im Kartenbild erzeugt werden, während die eigentliche Lesbarkeit der quantitativen Daten erhalten bleibt.

Das Ziel dieser Arbeit ist es, die kartographischen Standards 'je dunkler, desto mehr' und 'je dichter, desto mehr' für die Darstellung von Datensicherheit und -unsicherheit systematisch für die graphischen Variablen Helligkeit und Textur zu untersuchen. Mit dieser Arbeit soll ein Beitrag zu der Frage geleistet werden, ob die kartographischen Standards für Textur und Helligkeit für die Visualisierung von Unsicherheiten gelten, oder ob andere Regeln gelten.

Neu an dieser Studie ist die Kombination der graphischen Variablen Helligkeit und Textur, sowie die systematisch getrennte Untersuchung der Begriffe Sicherheit und Unsicherheit. Um das formulierte Ziel zu erreichen, wurde eine Benutzerstudie durchgeführt, deren Konzeption, Umsetzung und Ergebnisse in den nächsten Kapiteln vorgestellt und diskutiert werden.

2.8 Fragestellungen und Hypothesen

Zur Beantwortung der übergeordneten Fragestellung (siehe Kapitel 1), wurden drei Forschungsfragen entwickelt, die das Zusammenspiel der graphischen Variablen Helligkeit und Textur für die Darstellung von Datensicherheit und -unsicherheit genauer hinterfragen:

1. Werden dunkle Punkttexturen gemäß des kartographischen Standards mit viel Sicherheit und viel Unsicherheit assoziiert und helle Punkttexturen mit wenig Sicherheit und wenig Unsicherheit?
2. Wird Unsicherheit mit hellen Punkttexturen verbunden und Sicherheit mit dunklen Punkttexturen?
3. Werden dichte Punkttexturen mit sicheren oder unsicheren Attributdaten assoziiert?

Mit Forschungsfrage 1 und 2 wird untersucht, ob der kartographische Standard 'je dunkler, desto mehr' für die Visualisierung von Datenqualität angewendet werden kann, oder ob die Visualisierung von Datenqualität eigene Regeln fordert. Hypothese H1 für beide Forschungsfragen leitet sich von den bisherigen Aussagen durch MACEachREN et al. (2012), AERTS et al. (2003) und RETCHESS und BREWER (2016) ab, bei denen die Visualisierung von Datenunsicherheiten mit zunehmender Helligkeit gute Ergebnisse erzielte.

H1: Helle Texturen werden mit unsicheren und dunkle Texturen mit sicheren Daten assoziiert.

Dem gegenüber stehen der kartographische Standard, der besagt, dass viel von etwas immer dunkel dargestellt wird, sowie die Aussage von LEITNER und BUTTENFIELD (2000), dass in ihrer Studie die besten Ergebnisse erzielt wurden, wenn sichere Daten durch viel Helligkeit dargestellt wurden.

Forschungsfrage 3 untersucht den Einfluss der Texturdichte und somit die graduelle Aufhellung oder Abdunkelung von Flächen durch die Textur. Da sich gezeigt hat, dass Texturen und Helligkeit linear verwandt sind, könnte hier dasselbe Prinzip wie für Helligkeit gelten: je dichter die Textur, desto mehr wird repräsentiert (SLOCUM u. MCMASTER 1986). Für Texturen wird von daher der kartographische Standard erwartet: 'je dichter, desto mehr' (BERTIN 1983, ROBINSON 1995, DENT 1999). Dies wird in Hypothese H2 formuliert.

H2: Dichtere Punkttexturen werden mit mehr Sicherheit und mehr Unsicherheit assoziiert.

Forschungsfrage 3 hinterfragt, ob die Dichte einer Punkttextur mit einem steigenden Sicherheitsgrad oder Unsicherheitsgrad assoziiert wird. Zusätzlich wird auch untersucht, ob qualitative Textur (ohne Dichteabstufungen) mit Sicherheit oder Unsicherheit assoziiert wird.

Diese Studie untersucht nicht, ob die Aufhellung oder Abdunkelung von Flächen durch die grobe Textur funktioniert. Auch erhebt diese Studie nicht den Anspruch das Verstehen der Begriffe Sicherheit und Unsicherheit zu verbessern oder Klimaskeptiker zu überzeugen.

3 Methodik

Zur Beantwortung der Forschungsfragen wurde eine Onlinestudie durchgeführt, die im folgenden Kapitel beschrieben wird. Dazu wird auf die Auswahl der Teilnehmenden sowie die Studienstruktur, das Studiendesign und die genutzten Materialien eingegangen.

3.1 Teilnehmende

Es wurde eine heterogene Gruppe von ExpertInnen und Laien der Kartographie befragt. Teilnehmende wurden von der Auswertung ausgeschlossen, wenn sie den Fragebogen nicht bis zum Ende ausgefüllt oder ein Mobiltelefon zum Ausfüllen benutzt haben. Auch wurden Teilnehmende vorsichtshalber ausgeschlossen, wenn diese die gleiche IP-Adresse hatten und ersichtlich war, dass die Teilnehmenden dieselbe Betriebssystem- und Browserversion nutzten sowie ähnliche demographische Angaben machten (REIPS 2000).

3.2 Onlinestudien

Für die Befragung einer großen und heterogenen Teilnehmergruppe eignen sich insbesondere Online-Benutzerstudien, an denen die ProbandInnen unabhängig von der Fachrichtung und dem Aufenthaltsort, teilnehmen können. Onlinestudien haben gegenüber Laborstudien den Vorteil, dass es keine Terminvereinbarungen gibt, Laborzeiten wegfallen, mehrere Teilnehmende gleichzeitig die Studie ausfüllen können und unmotivierte Teilnehmende die Studie einfach abbrechen, statt bei administrierten Studien unüberlegte Antworten zu geben. Durch das Wegfallen dieser Barrieren haben Onlinestudien oftmals mehr Rücklauf, wodurch die Teststärke und somit die Aussagekraft der Ergebnisse steigt (REIPS 2000). Außerdem entfällt in Onlinestudien durch die immer einheitlichen Anweisungen die oft unbeabsichtigte Beeinflussung der Teilnehmenden durch die Art und Weise, wie die Anweisungen durch den Versuchsleiter gegeben werden (demand characteristics) (MARTIN 2004). Dies reduziert zwar mögliche Variationen in den Erklärungen des Experimentleiters, kann aber im Gegenzug dazu führen, dass eine Formulierung anders verstanden wird als angedacht war. Ein ausgiebiger Pretest, mit der Möglichkeit Kommentare abzugeben, ist vor der Veröffentlichung von Onlinestudien essentiell (REIPS 2000).

Aufgrund des Studiendesigns dieser Masterarbeit und den Mindestanforderungen für statistisch signifikante Aussagen mussten mindestens 60 ProbandInnen an der Studie teilnehmen (FIELD 2009). Aufgrund der zeitlichen Einschränkung dieser Studie war es nicht möglich, 60 Teilnehmende zu werben, Termine auszumachen und Experimente durchzuführen. Anhand anderer Onlinestudien, die über die Visualisierung von Unsicherheiten durchgeführt wurden, wie z.B. von AERTS et al. (2003), ist ersichtlich, dass diese Form der Studiendurchführung gut funktioniert. Daher entschied ich mich dazu, eine Onlinestudie durchzuführen.

Die Studie wurde mit der Plattform onlineumfragen.com umgesetzt. Onlineumfragen.com bietet drei Funktionen, die für die Umsetzung meiner Studie essentiell waren: Das Aufsetzen mehrerer Sprachversionen derselben Umfrage, das Messen der Reaktionszeiten und die Randomisierung der Fragenreihenfolge.

Zusätzlich zur deutschsprachigen Version wurde auch eine englischsprachige Version der Studie implementiert, um Teilnehmende weltweit ansprechen zu können. Die Reaktionszeit kann Aufschlüsse über besonders schwierige und langwierige Entscheidungen geben, oder mögliche Lernkurven aufzeigen (MARTIN 2008). Durch die

Randomisierung kann sichergestellt werden, dass die Antworten auf bestimmte Stimuli zurückzuführen sind. Somit werden Lerneffekte und eventuell auftretende Langeweile gleichmäßig auf alle gegebenen Stimuli verteilt.

3.3 Studienstruktur

Die Studie ist in drei Teile gegliedert: Fragen zur Person, das Hauptexperiment und ein Hidden Patterns Test von EKSTROM et al. (1976) (siehe Abb. 3.1).



Abb. 3.1: Studienstruktur eingeteilt in drei Aufgabenbereiche

Die Studie war vom 14.07.2017 bis zum 27.07.2017 über einen Link online erreichbar. Dieser Link wurde per E-Mail an potentielle Teilnehmende verschickt und auf der Onlineplattform Facebook veröffentlicht.

Nach dem Klick auf den Link konnten sich die Teilnehmenden zwischen der deutschen oder englischen Sprachversion entscheiden. Anschließend wurden die Teilnehmenden mithilfe kurzer schriftlicher Anweisungen in der entsprechenden Sprache durch die Studie geführt. Auf der ersten Seite wurde der Zweck der Studie beschrieben, eine durchschnittliche Ausfüllzeit genannt und es wurde eine E-Mail-Adresse zur Kontaktaufnahme angeboten sowie versichert, dass die Daten vertraulich behandelt und nur im wissenschaftlichen Rahmen genutzt werden (siehe Anhang A). Die durchschnittliche Studiendauer wurde aus dem Ergebnis des Pretests anhand von 31 Teilnehmenden ermittelt. Diese betrug zwischen 25 bis 35 Minuten für das Ausfüllen des gesamten Fragebogens.

Da die Studie in der Schweiz entworfen wurde, bestand die Erwartung, dass ein Großteil der Teilnehmenden aus der Schweiz kommen wird, wo das informelle 'Du' geläufig ist. Daher wurden die Teilnehmenden geduzt.

3.4 Fragen zur Persönlichkeit: Demographie und Karten-Expertise

Es wurden sieben Fragen zur Person gestellt (Nationalität, Alter, Geschlecht, aktuellen Tätigkeit, Sehschwächen und aktuell getragene Sehhilfen). Eine Frage diente dazu herauszufinden, wie oft die Teilnehmenden sich generell mit Karten beschäftigen (6-rangige Likert Skala: 'Täglich' bis 'Nie') und vier Fragen ermittelten, wie oft die Teilnehmenden sich beruflich mit spezifischen Bereichen beschäftigen: Geographie, Kartographie, Karten zum Thema Klimawandel, IPCC (Intergovernmental Panel on Climate Change) (5-rangige Likert Skala: 'Sehr oft (täglich)' bis 'Nie'). Die vollständigen Fragen können im Anhang A eingesehen werden.

3.5 Hauptexperiment

In diesem Kapitel wird das Hauptexperiment vorgestellt, in dem ermittelt wird wie die graphischen Variablen Textur und Helligkeit mit den Begriffen Sicherheit und Unsicherheit in Beziehung stehen. Dabei wird genauer auf das Studiendesign und die genutzten Materialien eingegangen.

3.5.1 Studiendesign

Die Studie untersucht den Einfluss der drei Faktoren Texturfarbe, Texturdichte und der Begriffe Sicherheit und Unsicherheit darauf, ob die Visualisierung als sicher oder unsicher bewertet wird. Alle Teilnehmenden sahen im Verlauf dieselben Karten mit variierenden Texturfarben und Texturdichten (within-subject). Zur Untersuchung eines möglichen Framing-Effekts durch die Begriffe 'Sicherheit' oder 'Unsicherheit', wurden die Teilnehmenden in zwei Gruppen geteilt (between-subject). Die Einteilung erfolgte zu Beginn der Studie durch einen Zufalls-generator von onlineumfragen.com. Alle Teilnehmenden wurden zufällig einem der Begriffe Sicherheit oder Unsicherheit zugeordnet. Im Verlauf der gesamten Studie erhielten die Teilnehmenden entsprechend ihrer Zuordnung nur die Definition und Fragen zu einem der beiden Begriffe. Abb. 3.2 zeigt das dreifaktorielle Studiendesign mit den drei Faktoren und Leveln Texturdichte, Texturfarbe und Begriff mit den jeweiligen Faktorleveln (MARTIN 2008).

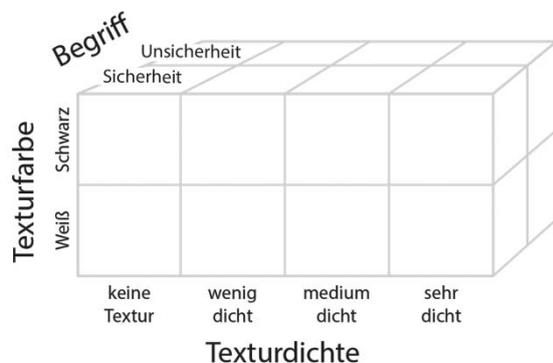


Abb. 3.2: Dreifaktorielles Studiendesign mit den Faktoren Texturdichte, Texturfarbe und Begriff

Zur Untersuchung der Beziehung zwischen den Faktoren wurden im Hauptexperiment zwei Aufgaben durchgeführt, die in den nächsten Kapiteln genauer erläutert werden. Die unabhängigen Variablen in Aufgabe 1 sind der Begriff, die Texturfarbe und die Texturdichte. Die abhängigen Variablen sind das Sicherheits-Rating sowie die gemessene Reaktionszeit. Die unabhängigen Variablen in Aufgabe 2 sind der Begriff, die Texturfarbe und die qualitative Textur. In Aufgabe 2 sind die abhängigen Variablen die Häufigkeit, mit der eine graphische Variable als sicher oder unsicher gewählt wurde, sowie die Reaktionszeit.

3.5.2 Ablauf des Hauptexperiments

Das Hauptexperiment besteht aus zwei Aufgaben, die auf denselben Karten aufbauen. Deshalb wird zuerst das Gerüst des Experiments beschrieben und erst anschließend Aufgabe 1 und Aufgabe 2 erläutert.

Da Experten und Laien der Geographie an der Studie teilnehmen sollten und nicht vorausgesetzt werden konnte, dass allen bekannt ist, was unter unsicheren oder sicheren Daten verstanden wird, oder wie Datenqualität in dieser speziellen Studie definiert wird, erhielten alle Partizipierenden entweder eine Definition von Sicherheit oder Unsicherheit zu lesen. Beide Definitionen sind so ähnlich wie möglich formuliert, um die Teilnehmenden nicht durch unterschiedliche Definitionen zu beeinflussen.

Anschließend erhielten die Teilnehmenden Instruktionen für die kommenden Aufgaben 1 und 2. Dazu wurde die immer gleichbleibende Hintergrundkarte (Abb. 3.3) erläutert: "Die Karte zeigt die Niederschlagszunahme in einer beliebigen Region. Die Niederschlagszunahme wird durch drei Klassen dargestellt: 20 % (hellgrün), 30 % (grün) und 40 % (blau)" (siehe Anhang A).

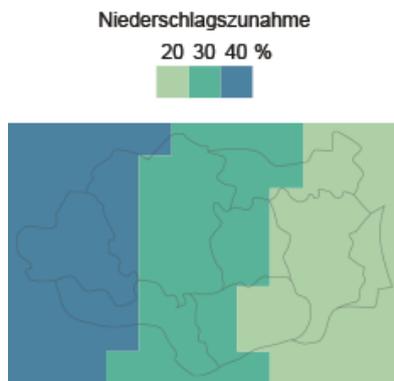


Abb. 3.3: Karte der Niederschlagszunahme in einer fiktiven Region ohne Unsicherheitsinformation

Den Teilnehmenden wurde erklärt, dass die Karten im Experiment zusätzlich ein Punktmuster enthalten werden, welches mit der Datenqualität in Verbindung steht. Es wurde erläutert, dass die Aufgabe der Teilnehmenden sein wird, anhand einer Ratingskala zu beurteilen, wie das Punktmuster die Datenqualität repräsentiert. Zuletzt erhielten die Teilnehmenden die Hinweise, dass es bei der Bewertung kein Richtig oder Falsch gibt und, dass weder die Niederschlagszunahmeinformation noch die Grenzen auf der Karte interpretiert werden sollen. Letztere Bemerkung wurde hinzugefügt, nachdem mehrere Teilnehmende im Pretest die Elemente der Hintergrundkarte statt der Texturen interpretiert hatten.

Während des Pretests berichteten viele ProbandInnen, dass sie sich unsicher waren, ob sie die Aufgabenstellung richtig verstanden hatten. Deshalb wurde vor der eigentlichen Aufgabe 1 eine Übungsaufgabe implementiert, in der die Teilnehmenden randomisiert eine Karte mit weißer oder schwarzer Textur erhielten. Durch diese Randomisierung soll ein möglicher Einfluss durch die zuerst gezeigte Variable vermieden werden (MARTIN 2008). Unter der Übungsaufgabe waren die zuvor gegebenen Erläuterungen und die Definition der Datenqualität enthalten, sodass die Teilnehmenden die Aufgabenstellung mithilfe der Anweisungen lösen konnten, falls sie sich unsicher fühlten. Diese Zusatzinformation war nur für die Übungsaufgabe vorhanden. In den anschließenden regulären Aufgaben des Experiments entfiel die Zusatzinformation, da vermieden werden sollte, dass die Reaktionszeit durch Nachlesen verfälscht wird.

Aufgabe 1

Aufgabe 1 soll Aufschlüsse darüber geben wie sicher oder unsicher die graphischen Variablen Texturfarbe und Texturdichte eine Region aussehen lassen. Dazu erhielten die Teilnehmenden 23 Karten in randomisierter Reihenfolge mit der Frage: "Wie sicher sehen die Daten in der markierten Fläche A aus?" oder "Wie unsicher sehen die Daten in der markierten Fläche A aus?" (siehe Abb. 3.4 oder Anhang A).

a) Teil 2: Visualisierung sicherer Daten



Wie sicher sehen die Daten in der markierten Fläche A aus?

gar nicht sicher 1 2 3 4 sehr sicher

b) Teil 2: Visualisierung unsicherer Daten



Wie unsicher sehen die Daten in der markierten Fläche A aus?

gar nicht unsicher 1 2 3 4 sehr unsicher

Abb. 3.4: Aufgabenstellung Aufgabe 1, anhand eines Beispiels mit weißer Textur für die Aufgabenstellung a) Sicherheit und b) Unsicherheit

Die vierstufigen Likert-Rating-Skalen geben den Teilnehmenden die Wahl von 'gar nicht sicher' bis 'sehr sicher', bzw. von 'gar nicht unsicher' bis 'sehr unsicher'. Um gleichabständige metrische Daten zu erhalten, wurden die Skala mit den Zahlen 1 bis 4 beschriftet. Da die Begriffe Sicherheit oder Unsicherheit als unabhängige Variablen definiert sind, durfte immer nur einer der beiden Begriffe genannt werden, wodurch die Rating-Skala bewusst mit doppelter Verneinung angelegt wurde. MARTIN (2004) rät von komplizierten Formulierungen und insbesondere von doppelter Verneinung für die Fragekonstruktion ab, da diese zu Verwirrung führen können. Statt der doppelten Verneinung 'gar nicht unsicher' in der Rating-Skala wäre das entsprechende 'sicher' verständlicher gewesen, genauso wie 'unsicher' eindeutiger wäre als 'nicht sicher'. Zur Beantwortung der Forschungsfragen müssen die Begriffe jedoch getrennt abgefragt werden. Die Kommentare und Ergebnisse des Pretests ließen darauf zurückschließen, dass die ProbandInnen die Rating-Skala trotzdem verstanden hatten.

Aufgabe 1 umfasst insgesamt 24 Karten, die die unterschiedlichen Kombinationen der graphischen Variablen Texturfarbe und Texturdichte zeigen (siehe Anhang C). 12 Karten zeigen weiße Texturen und 12 Karten schwarze Texturen. Texturdichte beinhaltet die vier verschiedenen Ausprägungen keine Textur, wenig dicht, medium dicht und sehr dicht. Keine Textur ist eine Kontrollvariable. Da die drei Hintergrundfarben der Niederschlagszunahme einen Einfluss auf die Wahrnehmung der Texturen haben könnten, wurde jede Kombination aus Texturfarbe und Texturdichte auf jeder Hintergrundfarbe einmal getestet. Dies ergibt $2 \times 3 \times 4 = 24$ Karten.

Geschlossene Fragestellungen beschreiben Fragen bei denen die Antwortmöglichkeiten vorgegeben sind (wie z.B. das Rating). Durch die vordefinierten Möglichkeiten sind diese Fragen schnell auswertbar und einfacher vergleichbar (VASKE 2008). Kommentarboxen (offene Fragestellungen) im Anschluss an eine geschlossene Frage, geben den Teilnehmenden die Möglichkeit zu erklären was sie zur Wahl bewogen hat. Deshalb wurden die Teilnehmenden bei zwei der 24 Karten gefragt: "Bitte begründe deine Antwort kurz: Warum sehen die markierten Flächen A/B in dieser Karte unsicher/nicht unsicher aus?" (oder: sicher/nicht sicher). Für diese offenen Fragen wurden zwei Karten ausgewählt, die die gleiche Hintergrundfarbe (grün) und gleiche Texturdichte (medium) aufweisen, aber sich in der Texturfarbe unterscheiden (Abb. 3.5).

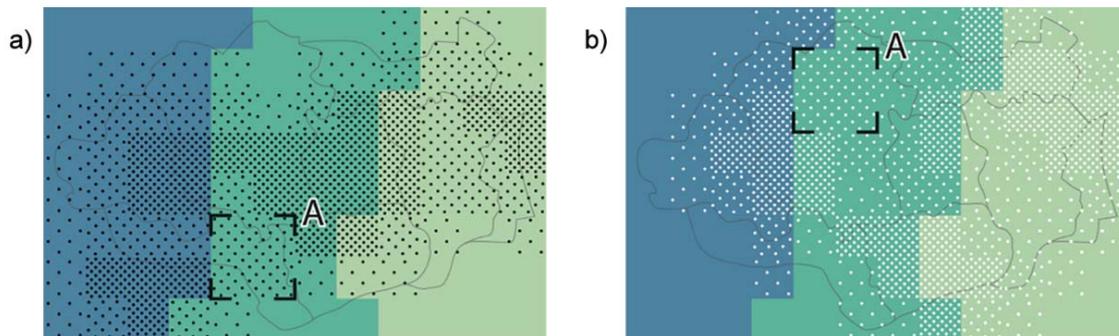


Abb. 3.5: Die zwei Karten, zu denen die Teilnehmenden gebeten werden eine Begründung für ihr Sicherheits-Rating abzugeben mit a) weißer Textur und b) schwarzer Textur auf grünem Hintergrund

Obwohl es 24 Karten gab, erhielten die Partizipierenden aufgrund der technischen Umsetzung des gemischten Designs auf onlineumfragen.com nur 23 von 24 Karten zur Bewertung. Die fehlende Karte wurde entsprechend der Randomisierung der gezeigten Kartenreihenfolge zufällig ausgewählt. Durch die zufällige Entnahme der Karte, steht diese nicht mit einer anderen Variable im Zusammenhang und kann statistisch als vollständig zufällig (missing completely at random) behandelt werden kann (BHASKARAN u. SMEETH 2014). Der fehlende Wert wird jeweils durch den Mittelwert der zu untersuchenden Variable ersetzt (Substitution durch Lagemaß).

Aufgabe 2

Aufgabe 2 stellt die zwei graphischen Variablen Texturfarbe und Textur im direkten Vergleich gegenüber und soll Aufschluss darüber geben, ob eine graphische Variable und deren Ausprägung mehr mit einem der Begriffe Sicherheit oder Unsicherheit assoziiert wird als die andere. Dazu erhielten die ProbandInnen fünf Kartenpaare in randomisierter Reihenfolge mit der Frage: "Sehen die Daten in Fläche A oder in Fläche B sicher aus?" oder "Sehen die Daten in Fläche A oder in Fläche B unsicher aus?" (siehe Abb. 3.6). Es stehen die vier Antwortmöglichkeiten 'Ja, in Fläche A', 'Ja, in Fläche B', 'Ja, in beiden Flächen A und B' und 'Nein, weder in Fläche A noch in Fläche B' zur Verfügung.

Teil 2: Visualisierung unsicherer Daten



Sehen die Daten in Fläche A oder in Fläche B unsicher aus?

- Ja, in Fläche A
- Ja, in Fläche B
- Ja, in beiden Flächen A und B
- Nein, weder in Fläche A noch in Fläche B

Abb. 3.6: Beispiel für eine Aufgabenstellung für Aufgabe 2 für den Begriff Unsicherheit

Die unabhängigen Variablen sind die Texturfarbe (schwarz und weiß) sowie die Textur in qualitativer Ausprägung (Textur und keine Textur). Die gegenübergestellten Karten sind, bis auf die Texturfarbe, jeweils identisch. Dreimal ist die Textur auf der linken Karte weiß und dreimal ist sie schwarz (siehe Anhang D). Die markierten Flächen A und B liegen in den Kartenpaaren immer auf derselben Stelle, dreimal auf Flächen mit Textur und dreimal auf Flächen ohne Textur. Diese binäre Vorgehensweise ermöglicht es herauszufinden, ob eine spezielle Texturfarbe oder Textur/keine Textur mit Sicherheit oder Unsicherheit verbunden wird. Um den Einfluss der Störvariable Hintergrundfarbe zu verringern, werden Fläche A und B je zweimal auf jede Hintergrundfarbe gelegt. Wird eine der ersten beiden Antworten gewählt ("Ja, in Fläche A", "Ja in Fläche B"), zeigt dies, dass der Teilnehmer oder die Teilnehmerin die Farbe mit Datenqualität assoziiert. Wird im Gegenzug eine der beiden letzteren Antworten gewählt, wird Textur oder keine Textur mit Datenqualität assoziiert.

Auch in Aufgabe 2 bekamen die Teilnehmenden aufgrund der technischen Umsetzung des gemischten Designs nur fünf von sechs Fragen zu sehen, deren Fehlwerte wieder vollständig zufällig (missing completely at random) entstanden sind (BHASKARAN u. SMEETH 2014).

Wie in Aufgabe 1 wurden die Teilnehmenden bei zwei von sechs Kartenpaaren darum gebeten, ihre Wahl zu begründen. Auch hier wurden Karten gewählt, bei denen Fläche A und Fläche B im grünen Bereich liegen (Abb. 3.7).

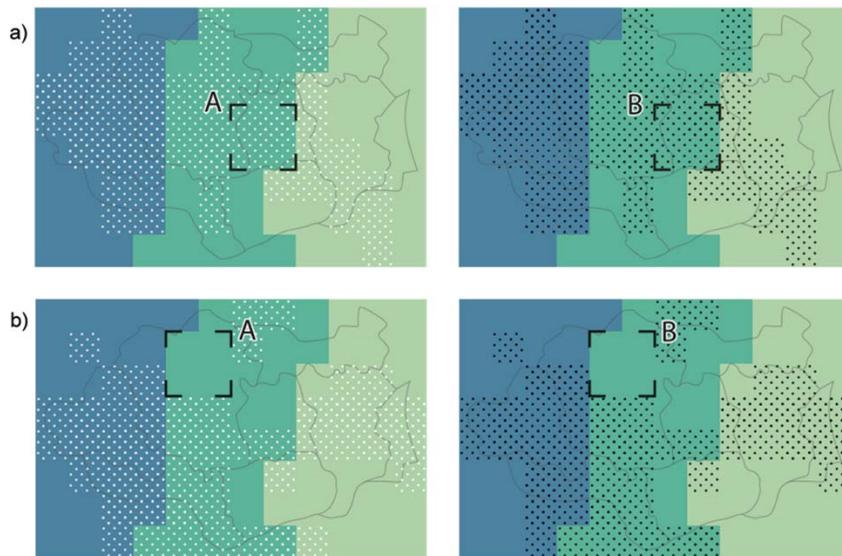


Abb. 3.7: Die zwei Kartenpaare, zu denen die Teilnehmenden gebeten wurden, ihre Wahl zu begründen. Kartenpaare a) mit Textur und Kartenpaare b) ohne Textur in den zu bewertenden Fläche A und B

3.5.3 Materialien

In diesem Abschnitt wird erläutert, wie das Kartenmaterial für die Studie konzipiert und gestaltet wurde.

Diese Studie untersucht das Zusammenspiel und die Wirkung einzelner graphischer Variablen für die Darstellung von Sicherheiten oder Unsicherheiten am Beispiel von Klimawandelkarten. Damit gesichert werden kann, dass Aussagen zu den Variablen gemacht werden können, müssen andere mögliche Störfaktoren möglichst ausgeschlossen werden (MARTIN 2008). Für die hier vorgestellte Studie wurde daraus geschlussfolgert, dass die Hintergrundkarte die untersuchten graphischen Variablen nicht beeinflussen sollte. Dazu muss die Hintergrundkarte immer gleichbleiben. Da es nahezu unmöglich ist, Unsicherheitsdaten innerhalb einer Region zu finden, in der die klimatische Information immer gleichbleibt, während die Unsicherheitsinformation innerhalb der Region regelmäßig schwankt, habe ich mich dazu entschlossen, in dieser Studie fiktive Karten mit fiktiven Qualitätsdaten zu nutzen.

Auch das abgebildete administrative Gebiet ist fiktiv. In der Studie von DEITRICK (2007) zeigte sich, dass Teilnehmende, die die abgebildete Region erkannten, versuchten ihr Hintergrundwissen zu nutzen. Dies wäre für die vorliegende Studie hinderlich, da die Visualisierung beurteilt und kein Wissen abgefragt werden soll.

Hintergrundkarte

Die Karte sollte ein typisches und verständliches Klimawandelkartenthema zeigen, das flächige, weltweit vertretene Attributdaten betrifft und ein nicht zu abstraktes und bekanntes Phänomen zeigt. Beispielsweise wäre die Verteilung des CO₂-Gehalts in der Atmosphäre zwar global, aber nicht sichtbar, und somit für viele zu abstrakt, um sie zu verstehen (MOSER 2010). Die Wahl fiel auf die Thematik der Niederschlagszunahme: Niederschlag ist ein weltweit bekanntes und sichtbares, flächig verteiltes Phänomen. Die Farbskala der Niederschlagszunahme wurde aus dem aktuellen IPCC Report entnommen, um ein praxisnahes Ergebnis zu erhalten.

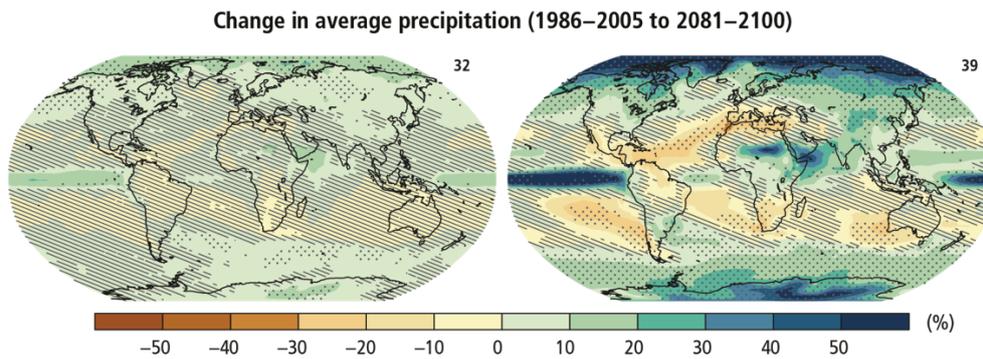


Abb. 3.8: Karte der durchschnittlichen Niederschlagszunahme von 1986 bis 2005 zu 2081 bis 2100 aus dem Report der IPCC (2014: Figure SPM.7). Die Zahl in der rechten oberen Ecke beschreibt die Anzahl der Modellergebnisse aus denen der Durchschnitt berechnet wurde. Die Punktsignatur steht für Regionen, in denen der berechnete Wandel groß ist im Vergleich zur natürlichen Variabilität und wo mindestens 90 % der Modelle übereinstimmen (Sicherheit). Gestrichelte Schraffuren kennzeichnen Regionen in denen der prognostizierte Wandel kleiner als eine Standardabweichung von der natürlichen Variabilität ist (IPCC 2014: 12).

Aus der IPCC-Legende wurden nur drei der zwölf Farben entnommen (siehe Tabelle 3-1), da jede weitere Farbe die Level des Störfaktors um 1 hebt und dadurch die Anzahl an zu testenden Karten um 8 steigen würde (siehe Kapitel 3.5.1).

Tabelle 3-1: Die drei Farben Hellgrün, Grün und Blau, die aus dem Report des IPCC (2014: Figure SPM.7) entnommen wurden mit Farbbezeichnung, dem IPCC Legendenwert, der RGB-Farbbeschreibung und dem CIELUV Helligkeitswert (100 = weiß, 0 = schwarz)

Farbe	Legendenwert	R, G, B - Farbwerte	Helligkeit (CIELUV)
	> 10 – 20 %	176, 214, 170	82
	> 20 – 30 %	90, 186, 157	69
	> 30 – 40 %	75, 134, 166	53

Gitternetzkarten teilen eine Karte in fest definierte Flächen auf. Diese Darstellungsmethode ist für Klimawandelkarten sehr geläufig (IPCC 2014: Figure 1.1, 2.6, MELILLO et al. 2014: Figure 3.2, 3.3, 9.5, EEA 2017: Map 4.3, 4.5, 4.7). Diese Rasterung der Information entsteht durch die Berechnung der Information auf Pixelbasis durch Klimamodelle oder Satellitenbilder (SHI 2010). Pixel bilden klar abgegrenzte, sich wiederholende Einheiten, die die Flächenanteile der Hintergrundfarbe und der Unsicherheiten gleichmäßig einteilen.

Die Pixelanzahl in den Karten dieser Studie wurde wie folgt bestimmt: Die Anzahl der Gitternetzflächen (Pixel) musste durch drei Hintergrundfarben und durch vier Unsicherheitsklassen teilbar sein. Die Karte zeigt $12 \times 8 = 96$ Pixel: 32 Pixel für jede Hintergrundfarbe und 24 Pixel pro Unsicherheitsklasse (Aufgabe 1). Jeder Pixel misst 6,8 mm. Die Niederschlagszunahme verläuft von Westen nach Osten und bleibt auf allen Karten gleich. Die fiktive administrative Karte wurde durch graue Linien angedeutet.

Textur und Texturdichte

Jede Karte in Aufgabe 1 enthielt vier Unsicherheitsklassen, die jeweils 24 Pixel der Karte ausfüllten. Für jede Karte wurden andere Unsicherheitsverteilungen erstellt. Dabei wurde darauf geachtet, Gradienten zwischen den Klassen zu schaffen. Es wurden 25 Karten konstruiert, 24 für die eigentliche Aufgabe und eine Übungskarte. Für Aufgabe 2 wurden die Karten in zwei gleich große Unsicherheitsbereiche eingeteilt mit jeweils 48 Pixeln mit Textur und 48 Pixel ohne Textur.

Die Texturen wurden in Adobe Illustrator Creative Cloud als Farbfeld-Muster konstruiert, sodass jedem Pixel eine Textur zugewiesen werden konnte. Die Punktzahl der vier Punktklassen (sehr dicht, medium, wenig und keine Textur) ist nicht linear verteilt (Tabelle 3-2). Dies ist aufgrund der Konstruktion nicht möglich. Es wäre möglich gewesen, 32 statt 50 Punkte für die 'sehr dichte' Texturdichte zu nehmen. Bei der Befragung mehrerer unabhängiger Personen stellte sich jedoch heraus, dass 50 Punkte besser von 18 unterschieden werden können als 32.

Tabelle 3-2: Die Punktzahl pro Texturklasse ist über die vier Klassen sehr dicht, medium dicht, wenig dicht und keine Textur nicht linear verteilt.

Texturdichte	Punktzahl	Visualisierung
Sehr dicht	50	
medium dicht	18	
wenig dicht	8	
keine Textur	0	

Texturfarbe

Es wurde eine Punkttextur ausgewählt, da diese Texturart oft in Reports für die Darstellung von Datensicherheiten genutzt wird (IPCC 2013, IPCC 2014, EEA 2017).

Texturen sollen in dieser Studie genutzt werden, um anhand schwarzer oder weißer Punktmuster die Helligkeitswahrnehmung der Hintergrundfarbe zu beeinflussen (siehe Kapitel 2.7). Bei der Nutzung von Texturen auf unterschiedlichen Hintergrundfarben muss jedoch beachtet werden, dass die Helligkeit einer Farbe stark vom Kontrast zu ihrer Umgebung abhängt (BREWER 1991, CHUBB et al. 1989). Schon ROBINSON (1952) beschrieb den Effekt des Simultankontrastes, der den gleichen Farbton auf einem weißen Hintergrund dunkler wirken lässt als auf einem schwarzen Hintergrund, sowie hellere Objekte größer wirken lässt als dunkle Objekte. In der Neurologie und Kognition wird dieses Phänomen durch die laterale Hemmung der Rezeptorzellen im Auge erklärt (MACEACHREN 1995).

Da in dieser Studie Punkttexturen gleicher Helligkeit auf unterschiedliche Farben mit unterschiedlichen Helligkeitsstufen gelegt werden, tritt ein Simultankontrast auf. Abb. 3.9 zeigt die visuellen Auswirkungen des Simultankontrastes: Die weiße Textur wirkt auf den dunkleren Hintergrundfarben heller als auf den jeweils helleren Hintergrundfarben, und die weißen Punkte wirken auf blauem Hintergrund größer als auf hellgrünem Hintergrund. Für schwarz dreht sich dieser Effekt um, sodass die schwarzen Punkte auf Hellgrün dunkler aussehen als auf Grün oder Blau. Auf blauer Hintergrundfarbe sehen die Punkte außerdem am kleinsten aus.



Abb. 3.9: Die drei Hintergrundfarben mit a) weißer Textur und b) schwarzer Textur

Tabelle 3-1 (Seite 37) zeigt in der Spalte Helligkeit den Helligkeitswert des CIELUV Farbraums an. Der CIELUV Farbraum repräsentiert alle sichtbaren Farben auf drei gegenpoligen Achsen: Helligkeit (L), Rot-Grün (U) und Blau-Gelb (V). Im CIELUV-Farbraum sind die Abstufungen auf einer Achse so angelegt, dass die Farb- oder Helligkeitsunterschiede als visuell gleichabständig wahrgenommen werden. Auf der Helligkeitsachse entspricht der Wert 0 Schwarz und der Wert 100 Weiß (ROBINSON 1995). Somit ist aus Tabelle 3-1 zu entnehmen, dass die Hintergrundfarbe Blau um 29 % dunkler ist als Hellgrün und um 16 % dunkler als Grün. Der Simultankontrast wäre ein Störfaktor, der den Teilnehmenden auffallen könnte und als Unterscheidungsmerkmal das Rating beeinflussen könnte (MARTIN 2008). Um dies zu vermeiden, wurde der Kontrast der Punkttextur zu den jeweiligen Hintergrundfarben angepasst, sodass die Punkte immer noch weiß oder schwarz aussehen, aber auf allen Hintergrundfarben einen möglichst gleichmäßig wahrgenommenen Kontrast haben. Dazu wurden die Punkte im ersten Schritt optisch zueinander angepasst, indem die Texturen leicht transparent auf die jeweiligen Hintergrundfarben gelegt wurden. Die optische Angleichung wurde an einem 13" Retina Display von Apple durchgeführt, welcher im sRGB Farbmodus (Standard Farbmodus für Monitore) durch die integrierte Apple Software Farbkali-briert wurde.

Anschließend wurden die optisch angepassten Farbwerte rechnerisch überprüft. Da die Karten an Monitoren begutachtet werden sollten, wurde dazu das Farbkontrast-Verhältnis (Color Contrast Ratio) ausgewählt. Das World Wide Web Consortium (W3C) empfiehlt Webdesignern dieses Verhältnis zu nutzen, um den Kontrast zwischen Hintergrundfarbe und Schrift in Webbrowsern des World Wide Webs (WWW) anzupassen. Dieser durch das W3C festgelegte Standard soll das Web für Menschen mit Sehschwäche (nicht Farbenblindheit) barrierefrei machen (CALDWELL et al. 2008). Das Farbkontrastverhältnis zweier Farben wird durch die folgende Formel bestimmt:

$$\text{Kontrastverhältnis} = (L1 + 0,05) / (L2 + 0,05)$$

L1 steht für den relativen Helligkeitswert der Hintergrundfarbe und L2 steht für den relativen Helligkeitswert der Schrift (CALDWELL et al. 2008), deren Berechnung im Folgenden erklärt wird. An Monitoren und im Webdesign wird mit dem additiven Farbraum RGB gearbeitet. Helligkeitswerte sind im RGB Farbraum jedoch nicht direkt ablesbar. Deshalb werden die RGB-Werte in den CIE XYZ Farbraum konvertiert, der wie CIELUV eine eigene

Achse zur Beschreibung der Helligkeit nutzt. Die Konstante 0,05 stellt eine Gammakorrektur dar, die aufgrund der linearen Transformation von RGB in CIE XYZ nötig ist (HOFFMANN 2013). L1 und L2 werden durch die folgende Formel transformiert (CALDWELL et al. 2008):

$$L_i = 0,2126 * R_i + 0,7152 * G_i + 0,0722 * B_i$$

Das Kontrastverhältnis L kann von 1 bis 21 schwanken, dabei steht 21 : 1 für den größtmöglichen Kontrast und 1 : 1 für die Abwesenheit eines Kontrastes. Es wurde versucht möglichst ähnliche Kontrastverhältnisse zwischen den drei Texturfarben und den jeweiligen Texturfarben Schwarz oder Weiß zu schaffen. Dazu wurde der Kontrast rechnerisch soweit wie möglich angeglichen, ohne gleichzeitig den optischen Eindruck eines einheitlichen Schwarz oder Weiß zu verlieren. Die resultierenden Texturfarben und Kontrastverhältnisse können in Tabelle 3-3 ersehen werden.

Tabelle 3-3: Kontrastverhältnis der Texturfarben Schwarz und Weiß zu den drei Hintergrundfarben Blau, Grün und Hellgrün nach der Formel W3C

Hintergrundfarbe	Texturfarbe	Texturfarbe (R,G,B)	Kontrastverhältnis
Blau	Schwarz	8,10,12	5,0 : 1
		10, 22,19	7,9 : 1
		27, 30, 23	10,5 : 1
Blau	Weiß	231, 231, 231	3,2 : 1
		244, 244, 244	2,1 : 1
		252, 252, 252	1,6 : 1

Die Anpassung des Farbkontrastverhältnisses wurde vorwiegend als Richtwert genutzt, um zu sehen, wie weit der Kontrast angeglichen werden konnte, bis die Farbtöne nicht mehr einheitlich aussahen. Das Ergebnis ist in Abb. 3.10 zu sehen.

Mehrere unabhängige Testpersonen wurden mündlich befragt, welche Farbe die Texturen in den Karten. Keiner der Testpersonen ist die Farbanpassung als solche aufgefallen.

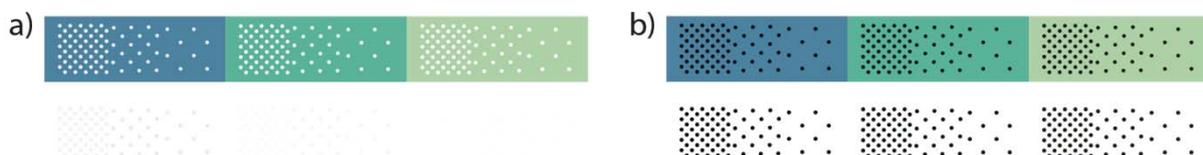


Abb. 3.10: An die Hintergrundfarbe angepassten Texturfarben a) weiß und b) schwarz. Erst wenn die Hintergrundfarbe entfernt wird, wird sichtbar, dass die Texturen nicht rein weiß oder schwarz sind

Eine solche Kontrastanpassung ist nur mit Texturen möglich, die klar abgegrenzte Elemente aufweisen. Würden die Texturalelemente über mehreren Hintergrundfarben ragen, wie dies beispielsweise bei Schraffuren der Fall wäre (siehe Abb. 3.8), müsste die Farbanpassung innerhalb der Textur variieren.

Abschließend wurde überprüft, ob die eingefärbten Punkttexturen möglicherweise ungewollt die Aufmerksamkeit auf sich ziehen. Entsprechend der 'Feature Integration Theory', stehen verschiedene visuelle Eigenschaften im visuellen Umfeld in Konkurrenz um die Aufmerksamkeit. Entscheidende Eigenschaften sind zum Beispiel die Farbgebung, Helligkeit oder Orientierung von Objekten (ITTI et al. 1998). ITTI et al. (1998) erstellten ein Modell, das aufgrund von Farbe, Helligkeit und Orientierung eine Saliency Map erstellt, die zeigt wohin der Blick am wahrscheinlichsten hingelenkt wird. Das Modell zeigte sich als robust gegenüber Bildstörungen und zeigte Übereinstimmungen mit dem menschlichen Sehverhalten. WALTHER und KOCH (2006) erweiterten dieses Modell durch die Berechnung der Reihenfolge, mit der die salienten Objekte wahrscheinlich fixiert werden. Dazu werden Schritt für Schritt die Bereiche mit den größten Salienzen gesucht und berechnet. Anhand des Modells von WALTHER und KOCH wurde in der vorliegenden Studie untersucht, ob Blickreihenfolge durch die eingefärbten Texturen gelenkt wird.

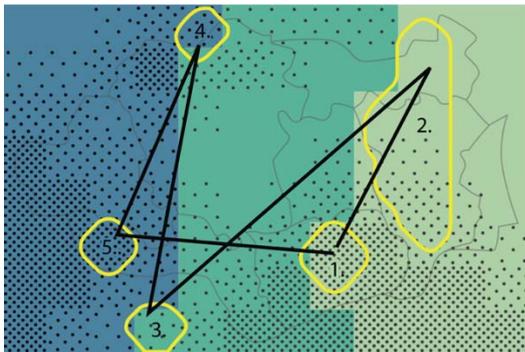


Abb. 3.11: Ausgabe der salienten Bereiche (gelb). Der schwarze Strich verbindet die salienten Bereiche der prognostizierten Fixierungs-Reihenfolge.

Abb. 3.11 zeigt beispielhaft die Ausgabe des Modells von WALTHER und KOCH (2006) anhand einer Karte mit schwarzer Textur. Es ist zu sehen, dass die salienten Gebiete über das gesamte Kartenbild verteilt sind und vorwiegend die Klassengrenzen der Niederschlagszunahme betreffen, aber auch von den Texturen auf den verschiedenen Hintergrundfarben beeinflusst werden. Das Ergebnis dieser beispielhaften Karte spiegelt das Ergebnis aller Karten wieder. Daraus schließe ich, dass die Farbveränderung der Texturen den Blick nicht beeinflusst.

Die markierte Fläche A

Die markierte Fläche A (oder Fläche B) wurde wie in Abb. 3.4 und Abb. 3.6 als halboffener Rahmen um einen Bereich von 2 x 2 Pixel gelegt und mit einem schwarzen Buchstaben A oder B auf weißer Freistellung gekennzeichnet. Es werden nur Flächen markiert, die eine einheitliche Hintergrundfarbe und Texturdichte aufweisen. Wie in Kapitel 3.5.2 beschrieben, wurde die Markierung auf allen Karten jeweils einmal auf eine der möglichen Kombinationen aus Hintergrundfarbe, Texturfarbe und Texturdichte gelegt.

Die Salienz bestimmter Kartengebiete wurde als weitere mögliche Störvariable identifiziert. Wenn mehr Gebiete hoher Salienz als Gebiete geringer Salienz abgefragt würden, könnte dies das Ergebnis maßgeblich beeinflussen. Deshalb wurde die markierte Fläche A in 50 % der Karten auf saliente Gebiete und in 50 % der Karten auf nicht saliente Regionen gelegt (siehe Tabelle 3-4).

Tabelle 3-4: Einteilung, nach der die markierte Fläche A in Aufgabe 1 (Karten-ID 1 bis 24) einen salienten (S) oder nicht salienten (N) Bereich abfragt, eingeteilt nach Farbe und Texturdichte

Texturdichte		Hellgrün				Grün				Blau			
Weiß	ID	5	10	12	11	9	3	7	8	4	6	1	2
	Salienz	S	S	N	N	N	N	S	S	S	N	N	S
Schwarz	ID	22	20	24	23	19	17	14	18	21	13	16	15
	Salienz	N	S	N	S	S	S	N	N	N	S	N	S

Farbenblindheit

Die Karten wurden nach Fertigstellung mit dem Farbenblindheit-Simulationstool 'Color Oracle' von JENNY und KELSO (2007) auf die drei Farbenblindheitstypen 'Deuteranopie', 'Protanopie' und 'Tritanopie' untersucht, von der insgesamt 8,4% aller Männer und ca. 0,7 % aller Frauen betroffen sind. JENNY und KELSO beschreiben, dass Farbenblindheit dazu führen kann, dass die Betroffenen bestimmte Farbkonstellationen nicht unterscheiden können. Wäre dies für die Farbkonstellation der Hintergrundfarbe der Fall, könnte Farbenblindheit zu einer Störvariable werden. Die Untersuchung der Karten mit Color Oracle zeigten jedoch, dass die Hintergrundfarben sowie die Punkttextur bei allen drei Typen der Farbenblindheit gut unterschieden werden können (siehe Beispiel Deuteranopie in Abb. 3.12). ProbandInnen mit Farbenblindheit wurden somit nicht von der Analyse ausgeschlossen.

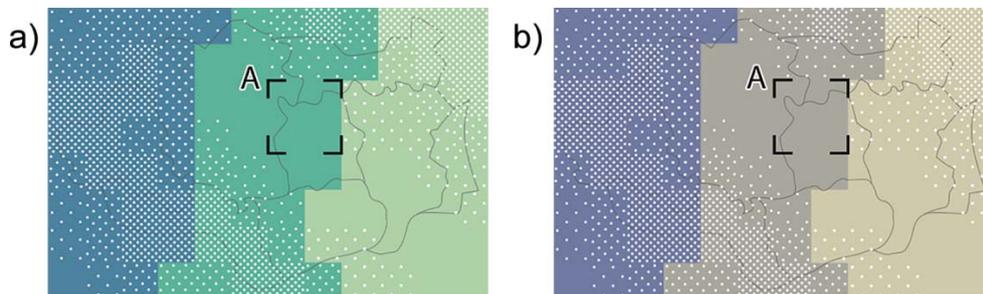


Abb. 3.12: Karte 9 a) ohne Farbenblindheit und b) mit Farbenblindheitstyp Deuteranopie, kontrolliert mit Color-Oracle (Bild mit Photoshop CC nachgestellt, da Color Oracle kein Abspeichern ermöglicht)

3.6 Hidden Patterns Test

Die vorliegende Studie befasst sich mit der Wahrnehmung und Assoziation graphischer Variablen innerhalb eines variierenden visuellen Umfeldes. Von daher ist es von Interesse zu untersuchen, ob unterschiedliche visuelle Fähigkeiten einen Einfluss auf die Beurteilung der Teilnehmenden haben. Zur Quantifizierung der visuellen Fähigkeit wurde der Hidden Patterns Test von EKSTROM et al. (1976) ausgewählt, welcher die Fähigkeit testet, ein Muster im Gedächtnis zu behalten und innerhalb eines störenden Umfeldes wiederzuerkennen. Diese Fä-

higkeit wird auch als 'Flexibility of Closure' bezeichnet. Die Beanspruchung des Kurzzeitgedächtnisses wird jedoch als niedrig eingeschätzt, da das zu suchende Muster während des Tests zu jeder Zeit gesehen werden kann und immer gleichbleibt.

Den Teilnehmenden wird ein Modell-Muster präsentiert (siehe Abb. 3.13), welches unter Zeitdruck innerhalb anderer Muster (Abb. 3.14) wiedererkannt werden soll.



Abb. 3.13: Modell-Muster des Hidden Patterns Tests von EKSTROM et al. (1976)

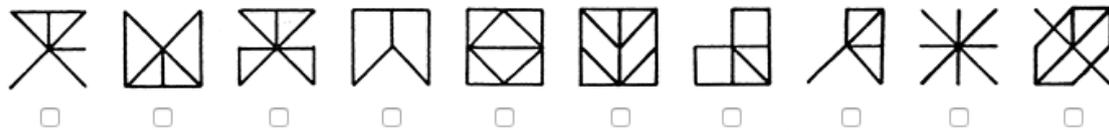


Abb. 3.14: Reihe mit zehn Mustern, in denen das Modell-Muster wiedergefunden werden soll (EKSTROM et al. 1976)

Der Test besteht im Original aus fünf Papierseiten, wovon die erste Seite den Testablauf erklärt und die folgenden vier Seiten jeweils 100 Muster zeigen, in denen das Modell-Muster wiedererkannt werden soll. Das immer gleichbleibende Modell-Muster ist auf jeder der vier Seiten oben rechts abgebildet. Die Teilnehmenden füllen nacheinander zwei Seiten des Tests aus, für die sie jeweils 180 Sekunden (3 Minuten) Zeit haben. Der Test dauert insgesamt 360 Sekunden (sechs Minuten).

Damit dieser Test in die Onlinestudie eingebunden werden kann, wurden die Muster eingescannt und auf vier Testseiten digital aufgebaut (siehe Anhang E). Statt 180 Sekunden für zwei Seiten erhielten die Teilnehmenden 90 Sekunden pro Seite. Sobald die Zeit abgelaufen war, sprang der Test automatisch zur nächsten Seite. Damit die Muster durch mobile Endgeräte nicht zu klein dargestellt werden, wurde eine fixe Breite von 850 Pixeln pro 10 Mustern festgelegt. Die ProbandInnen wurden zudem gebeten, keine Mobiltelefone für die Studie zu nutzen. Da die meisten Displays im Querformat sind, waren viele Teilnehmenden gezwungen zu scrollen. Damit das Modell-Muster weiterhin zu jeder Zeit sichtbar ist, wurde es zweimal auf der Seite abgebildet: jeweils über und unter den 100 Mustern.

Mündliches Feedback von den 31 PretesterInnen führte dazu, dass der Hidden Patterns Test an das Ende der Studie gesetzt wurde. Die Teilnehmenden hatten nach dem Hidden Patterns Test das Gefühl, versagt zu haben, da sie durch die strenge Zeitbegrenzung oft nicht alle Muster beurteilen konnten (was völlig normal ist). Damit dieses negative Gefühl sich nicht negativ auf das Hauptexperiment auswirken konnte, wurde der Hidden Patterns Test an das Studienende verschoben.

4 Resultate

Im folgenden Kapitel werden die Ergebnisse der vorliegenden Studie vorgestellt. Dazu wird als erstes der Vor-test beschrieben, gefolgt von den Ergebnissen von Aufgabe 1 und Aufgabe 2. Der Hidden Patterns Test wird als Teil von Aufgabe 1 behandelt. Zur Auswertung wurden die Programme SPSS 21, R GUI 1.7, Microsoft Excel für Mac 15.33 und ARTool genutzt.

Die numerischen Ergebnisse werden in Englischer Schreibweise aufgeführt, da die Dezimaltrennung durch Punkte in Auflistungen, die durch Kommata getrennt sind, besser lesbar sind. Ein Ergebnis gilt ab einem $p < .05$ als signifikant. Die Effektgröße wurde für alle signifikanten und nicht signifikanten Ergebnisse berechnet. Nach Cohen gilt $r = 0.1$ als kleiner Effekt, $r = 0.3$ als mittlerer Effekt und $r = 0.5$ als großer Effekt (FIELD 2009). Zur Vereinfachung des Leseflusses werden nur die deutschen Begriffe und Variablennamen verwendet, obwohl die Umfrage zweisprachig durchgeführt wurde.

4.1 Rücklauf

Onlinestudien erlauben das direkte Erfassen von Interessenten-, Abbrecher- und Komplettierungsraten (REIPS 2000). Insgesamt haben 799 Interessierte auf den Link geklickt und sich die Eingangsinformationen durchgesehen. Von diesen 799 haben 178 (22 %) mindestens die erste Frage beantwortet. Davon haben 104 Teilnehmende den Fragebogen vollständig ausgefüllt. Ausgehend von allen Interessierten, ergibt dies eine Rücklauf-rate von 13 %.

Von denjenigen, die angefangen haben den Fragebogen auszufüllen, haben 58 % den Fragebogen komplettiert. Die Abbruchrate dieser Onlinestudie liegt somit bei 42 %. Laut REIPS (2000) liegt die durchschnittliche Abbruch-rate in Onlinestudien bei 34 % mit einer Spannweite von 1 % bis 87 %.

4.2 Teilnehmende

104 Teilnehmende (52 Männern und 52 Frauen) nahmen freiwillig und ohne Vergütung an der vorliegenden Studie teil. Alle Altersgruppen (von unter 17 Jahren bis älter als 70 Jahren) haben an der Umfrage teilgenommen (siehe Abb. 4.1). Die meisten Teilnehmenden (37) waren zwischen 18 und 30 Jahre alt, gefolgt von 25 Teilnehmenden zwischen 31 und 40 Jahren.

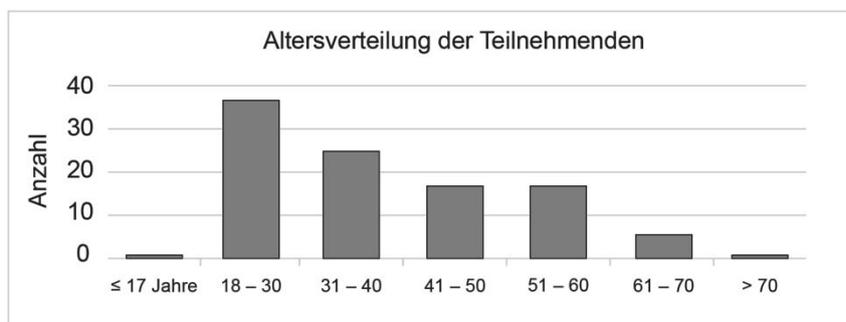


Abb. 4.1: Altersverteilung in sieben Klassen

Herkunft

Die meisten ProbandInnen kamen aus den USA (27), gefolgt von Deutschland (25), Frankreich (9), der Schweiz (7), Großbritannien (4) und Spanien (4). Insgesamt waren 25 verschiedene Nationalitäten weltweit vertreten. Davon waren 19 europäischer Herkunft, drei asiatischer Herkunft sowie jeweils eine Nationalität aus Nord- und ein Süd-Amerika vertreten (siehe Abb. 4.2).

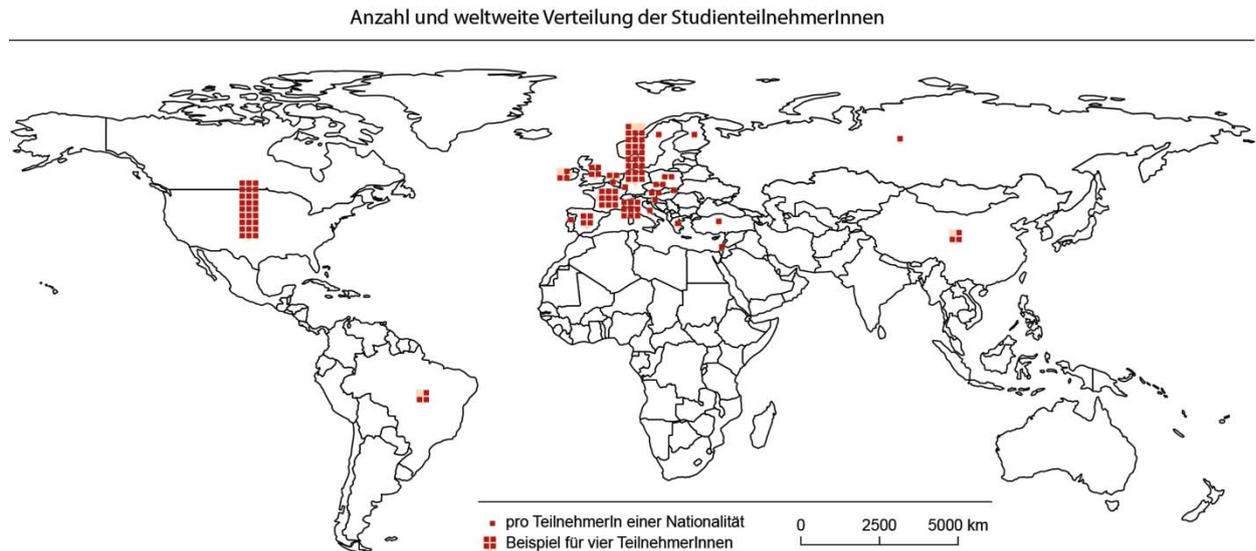


Abb. 4.2: Anzahl und Verteilung der Teilnehmenden

Beschäftigung und Fachrichtung

68 Teilnehmende geben an im Berufsleben zu stehen, 31 Teilnehmende studieren oder gehen zur Schule und fünf Teilnehmende wählten 'Sonstiges' (z.B. Rentner). Abb. 4.3 zeigt, dass der Großteil der Teilnehmenden (66) aus den verwandten Feldern der Geographie (31), Geomatik (18) und Kartographie (17) kommt. 16 ProbandInnen sind in der Lehre und Forschung aktiv, ohne ihr Feld genauer zu spezifizieren. Die weiteren Teilnehmenden kamen aus der IT (5), Umweltwissenschaft (3), Wirtschaft und Politik, Sozial und Geisteswissenschaft (3), dem Gesundheitswesen (3), Chemie (2) und der Visualisierung (1).

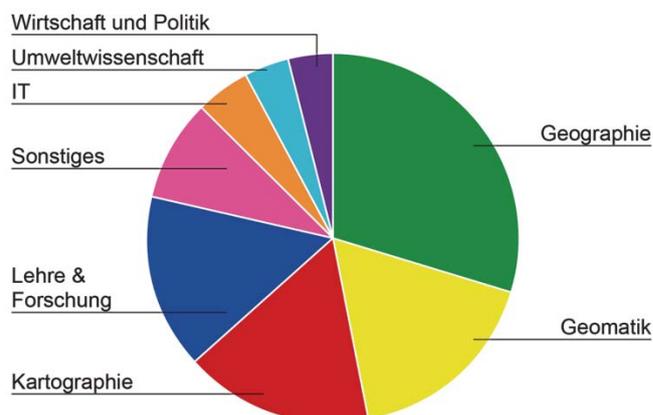


Abb. 4.3: Bereich der aktuellen Tätigkeit oder Ausbildung der Teilnehmenden

Expertise

80 von 104 Teilnehmenden nutzen täglich Karten, egal ob beruflich oder in der Freizeit. 23 Teilnehmende nutzen Karten wöchentlich und nur eine Person gibt, an Karten monatlich zu nutzen. Daher wird davon ausgegangen, dass den Teilnehmenden das Kartenlesen geläufig ist.

Zusätzlich wurden die Teilnehmenden gefragt, wie oft sie sich beruflich oder im Studium mit den Bereichen Geographie, Kartographie, Karten zum Thema Klimawandel oder dem IPCC beschäftigen (siehe Abb. 4.4). 67 Teilnehmende beschäftigen sich täglich mit Geographie, 21 wöchentlich, acht monatlich, vier jährlich und vier nie. Mit Kartographie beschäftigen sich 48 von 104 Teilnehmenden täglich, 31 wöchentlich, 11 monatlich, 10 jährlich und vier nie. Karten zum Thema Klimawandel gehören für drei Teilnehmende zum täglichen Handwerkszeug, für 13 wöchentlich, 37 monatlich, 38 jährlich und für 13 nie. Eine Person hat täglich mit dem IPCC zu tun, fünf wöchentlich, 17 monatlich, 38 jährlich und 43 nie.

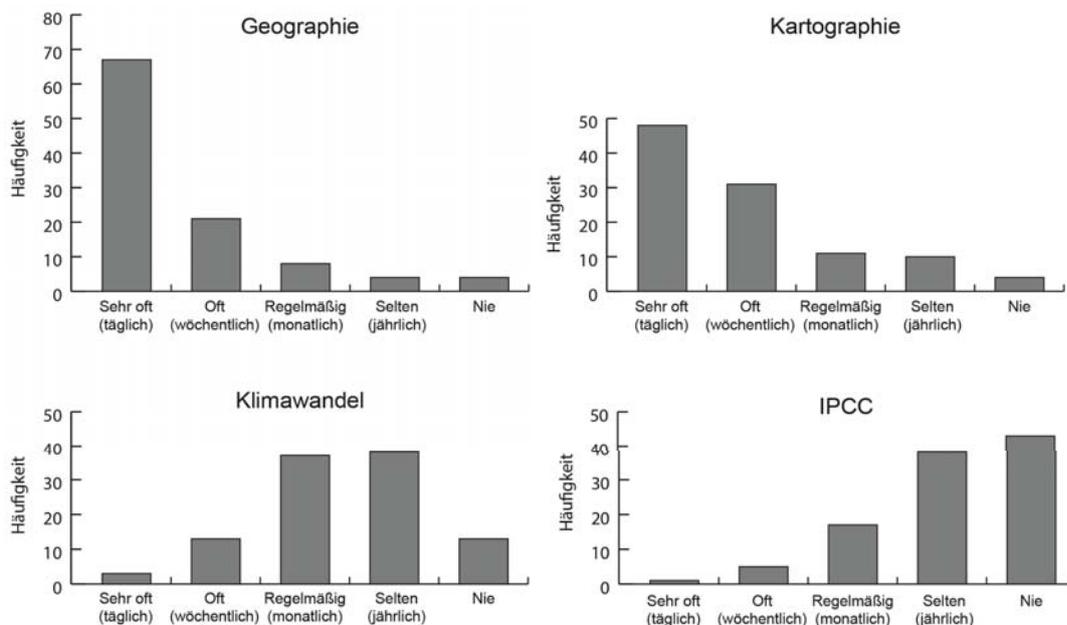


Abb. 4.4: Häufigkeiten, mit denen sich die Teilnehmenden mit den Bereichen Geographie, Kartographie, Klimawandel oder dem IPCC beschäftigen (pro Diagramm, $n = 104$)

4.3 Aufgabe 1

Rating-Skala Transformation

Die between-subjects Variable Begriff führt dazu, dass die Teilnehmenden zwei unterschiedliche Skalen zur Beurteilung der Datenqualität nutzen (siehe Kapitel 3.5.2). Dem verneinten Begriff wurde auf beiden Skalen der Wert 1 zugewiesen und der reguläre Begriff ('sehr sicher', 'sehr unsicher') entspricht dem Wert 4. Um die Ratings beider Gruppen vergleichbar zu machen, wurden die Unsicherheits-Ratings an die Ratings der Sicherheit angeglichen. Dies ist möglich, da sich die Formulierungen der beiden Skalen inhaltlich entsprechen, das heißt 'sehr unsicher' ist mit 'gar nicht sicher' gleichzusetzen und 'gar nicht unsicher' entspricht 'sehr sicher' (siehe Tabelle 4-1). Wenn im Folgenden vom Sicherheits-Rating gesprochen wird, wird das Unsicherheits-Rating mit eingeschlossen, außer es wird anders erwähnt.

Tabelle 4-1: Transformierung des Unsicherheits-Ratings an das Sicherheits-Rating durch die Gleichsetzung von Begriffen gleicher Bedeutung (z.B. gar nicht sicher und sehr unsicher)

Begriff			1	2	3	4	
Original	Sicherheit	gar nicht sicher	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	sehr sicher
	Unsicherheit	gar nicht unsicher	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	sehr unsicher
Transform.	Unsicherheit	sehr unsicher	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	gar nicht unsicher

Reaktionszeit

Die Reaktionszeit wurde von der onlineplattform onlineumfragen.com erfasst und sollte Aufschluss darüber geben, ob bestimmte Kombinationen der graphischen Variablen zu einer verzögerten Reaktion führen. Eine längere Reaktionszeit deutet darauf hin, dass längere kognitive Prozesse durchlaufen werden. Eine schnellere Reaktion spricht für eine schnell zu verarbeitende, das heißt intuitive Entscheidung (GOLDSTEIN 2011).

Im Verlauf der Studie kam es zu Problemen mit der Onlineplattform. Mehrere Teilnehmende berichteten unabhängig voneinander, dass die Studie zwischendurch ‘einfriert’ oder die Reaktionszeit der Webseite sehr langsam ist und dadurch lange Pausen entstehen. Diese technischen Schwierigkeiten konnten während der Laufzeit der Studie nicht beseitigt werden. Da nicht gesagt werden kann, welche Teilnehmenden diesen technischen Problemen ausgesetzt waren, wurde entschlossen, dass die Reaktionszeit nicht genutzt werden kann. Deswegen wird die abhängige Variable Reaktionszeit in dieser Arbeit nicht weiter beschrieben.

Bedingungen ANOVA

Aufgrund des gemischten Designs wird eine mixed ANOVA (Analysis of Variance) für die Auswertung der Haupteffekte und Variableninteraktionen berechnet. Voraussetzungen für die Durchführung einer mixed ANOVA sind laut FIELD (2009) eine metrische Skalierung der abhängigen Variable, kategoriale unabhängige Variablen, eine Normalverteilung der Daten sowie deren Varianzhomogenität. FIELD beschreibt weiter, dass ANOVAs bei mindestens 20 Freiheitsgraden und gleichen Gruppengrößen des between Faktors jedoch robust gegenüber Verletzungen der Normalverteilung reagieren. Ist im Gegenzug jedoch die Varianzhomogenität nicht gegeben, kann das Ergebnis des F-Tests sehr stark beeinflusst werden. Für einen solchen Fall schlägt Field eine Transformation der Daten vor.

Test auf Normalverteilung

Der Test auf eine Normalverteilung der Daten ergab für alle Variablen (in Abb. 4.5 am Beispiel Texturfarbe und -dichte gezeigt), dass diese nicht normal verteilt sind, $p < .001$. Eine Normalverteilung der Daten konnte weder durch einer Log-, Wurzel- oder Kehrwerttransformation hergestellt werden. Da in beiden Gruppen jedoch mehr als 21 Teilnehmende vorhanden sind, kann die Verletzung dieser ANOVA-Voraussetzung ignoriert werden (FIELD 2009).

	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
Weiß_dicht	.292	104	.000	.718	104	.000
Weiß_medium	.192	104	.000	.908	104	.000
Weiß_wenig	.286	104	.000	.861	104	.000
Weiß_keineTextur	.354	104	.000	.664	104	.000
Schwarz_dicht	.259	104	.000	.738	104	.000
Schwarz_medium	.194	104	.000	.908	104	.000
Schwarz_wenig	.277	104	.000	.833	104	.000
Schwarz_keineTextur	.342	104	.000	.678	104	.000

a. Lilliefors Significance Correction

Abb. 4.5: SPSS Ausgabetable des Tests auf Normalverteilung für die Variablen Texturfarbe und Texturdichte. Alle Werte sind signifikant und sind somit nicht normalverteilt

Test auf homogene Varianzverteilung

Die Ergebnisse des in SPSS durchgeführten Levene's Test zeigen (siehe Abb. 4.6), dass nur zwei Variablenkombinationen homogen verteilte Varianzen aufweisen: Die Gruppe mit weißer, medium dichter Textur, $F(1, 102) = 2.08$, $p > .05$ und die Gruppe mit weißer, wenig dichter Textur, $F(1, 102) = 2.99$, $p > .05$. Alle anderen Gruppen sind signifikant. Das heißt die Nullhypothese der Varianzverteilung, die besagt, dass die Varianzen gleichmäßig zwischen den Gruppen verteilt sind, wird verworfen. Liegt eine heterogene Varianz vor, schlägt FIELD (2009) vor, die Daten zu transformieren. Jedoch führte weder die Log-, Wurzel- oder Kehrwerttransformation zu einer homogenen Varianzverteilung.

	F	df1	df2	Sig.
Weiss_dicht	7.190	1	102	.009
Weiss_medium	2.084	1	102	.152
Weiss_wenig	2.998	1	102	.086
Weiss_keineTextur	10.683	1	102	.001
Schwarz_dicht	11.276	1	102	.001
Schwarz_medium	7.399	1	102	.008
Schwarz_wenig	8.752	1	102	.004
Schwarz_keineTextur	13.059	1	102	.000

^a Tests the null hypothesis that the error variance of the dependent variable is equal across groups.

a. Design: Intercept + Cert_Uncert
Within Subjects Design: Farbe + Dichte + Farbe * Dichte

Abb. 4.6: Die SPSS Ausgabetable zum Levene's Test zeigt, dass nur die zwei Gruppen (weiße und medium dichte Textur sowie weiße und wenig dichte Textur) homogen verteilte Daten aufweisen.

Datentransformation durch die Aligned Rank Transformation

Wenn weder die Bedingung der Normalverteilung, noch die Bedingung der homogenen Varianz für die mixed ANOVA gegeben sind, wird die Nutzung nonparametrischer Verfahren vorgeschlagen. Für die meisten ANOVAs gibt es einfach zu handhabende nonparametrische Pendanten, allerdings nicht für die mixed ANOVA (FIELD 2009). Oftmals werden ANOVAs mit Daten berechnet, die die parametrischen Voraussetzungen nicht erfüllen. Dabei wird in Kauf genommen, dass es zu einem erhöhten Fehler vom Typ-I kommen kann. Eine weitere Alternative ist, die Faktoren und ihre Interaktionen durch die Berechnung mehrerer nonparametrischer Tests zu analysieren, aber auch hierbei steigt die Wahrscheinlichkeit eines Typ-I Fehlers (WOBBROCK et al. 2011).

Eine Lösung für diese Problematik ist das Aligned Rank Transform (ART) Verfahren von WOBROCK et al. (2011). Dieses transformiert die Daten für eine beliebige Anzahl von Faktoren und Interaktionen, sodass die Daten in SPSS oder R mit einer regulären ANOVA analysiert werden können. Rating Transformationen nonparametrischer Daten werden schon lange genutzt, um die Daten den parametrischen Anforderungen einer ANOVA anzupassen. Diese Rating Transformationen funktionieren hervorragend für die Analyse von Haupteffekten, aber nicht für Aussagen über Interaktionen. Die AR-Transformation ermöglicht durch ein besonderes Alignment die anschließende Untersuchung aller Effekte. Das Besondere an der ART Methode ist, dass alle einzelnen Effekte vor dem Rating extrahiert werden und erst anschließend geratet werden. Somit bleibt jeder Effekt für sich bestehen und ist einzeln untersuchbar. Das Alignment und Rating kann entweder über das Windowsprogramm ARTool oder über ein Paket in R berechnet werden.

Zum Vergleich wurden die Daten anhand einer regulären ANOVA, einer ANOVA auf Basis der AR-Transformation und nonparametrischer Verfahren analysiert. Dabei zeigte sich, dass die meisten Signifikanz-Aussagen aller drei Testverfahren grundsätzlich übereinstimmten, aber in ihrem Ausmaß schwankten. Während die reguläre ANOVA und die nonparametrischen Verfahren großzügigere p-Werte zeigen, sind die Signifikanzwerte, die in dieser Studie mit ARTool berechnet wurden, konservativer. Wenn nicht anders gekennzeichnet, werden im Folgenden die Signifikanzwerte berichtet, die auf der AR-Transformation beruhen.

4.3.1 Haupteffekte

Begriff

Die Teilnehmenden waren in zwei Gruppen eingeteilt, die jeweils nur mit dem Begriff Sicherheit oder dem Begriff Unsicherheit konfrontiert wurden. Es zeigte sich, dass die Teilnehmenden die Texturen signifikant anders bewerteten, wenn die Texturen für den Begriff Sicherheit oder Unsicherheit stehen $F(1,102) = 8.877, p < .01$, partial $\eta^2 = .08$. Teilnehmende, die die Unsicherheit der Visualisierung beurteilen sollten, schätzten diese als sicherer ein (Durchschnitt: 2.61) als Teilnehmende, die die Sicherheit der Visualisierung beurteilen sollten (Durchschnitt: 2.48).

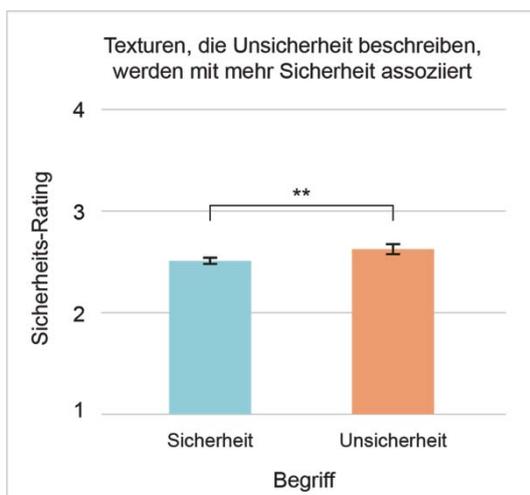


Abb. 4.7: Durchschnittliches Sicherheits-Rating für die zwei Begriffe Sicherheit und Unsicherheit im Vergleich. Mittelwert \pm 1 Standardfehler

Texturdichte

Die Texturdichte hat einen signifikanten Effekt auf das Sicherheits-Rating, $F(3,306) = 40.026$, $p < .001$, partial $\eta^2 = .28$. Die Kontrollvariable (keine Textur) ist zu allen Texturdichteabstufungen signifikant, $p < .001$. Auch die Kontraste zwischen den jeweils nächsten Texturdichteabstufungen sind signifikant: Flächen ohne Textur ($\bar{x} = 1.89$) werden als signifikant weniger sicher bewertet als Flächen mit wenig Textur ($\bar{x} = 2.39$), $F(1,102) = 49.13$, $p < .001$, partial $\eta^2 = .33$. Flächen mit wenig dichter Textur werden als weniger sicher bewertet als Flächen mit medium dichter Textur ($\bar{x} = 2.65$), $F(1,102) = 17.47$, $p < .001$, partial $\eta^2 = 0.15$ und Flächen mit medium dichter Textur werden weniger sicher bewertet als Flächen mit sehr dichter Textur ($\bar{x} = 3.26$), $F(1,102) = 25.9$, $p < .001$, partial $\eta^2 = .20$. Das Sicherheits-Rating steigt signifikant mit zunehmend dichter Textur (siehe Abb. 4.8).

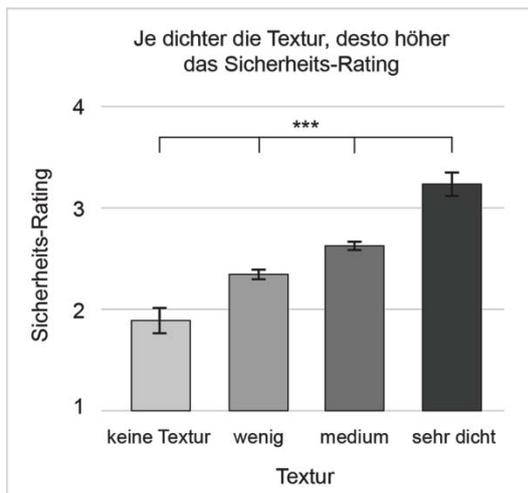


Abb. 4.8: Durchschnittliches Sicherheits-Rating für die vier Texturdichte-Level. Mittelwert \pm 1 Standardfehler

Texturfarbe

Der Effekt des Faktors Texturfarbe auf das Sicherheits-Rating ist knapp nicht signifikant, $F(1,102) = 3.694$, $p = .059$, partial $\eta^2 = .04$ (siehe Abb. 4.9). Das heißt, die Texturfarbe hat keine Auswirkung darauf, ob eine Kartenfläche als sicher oder als unsicher wahrgenommen wird.

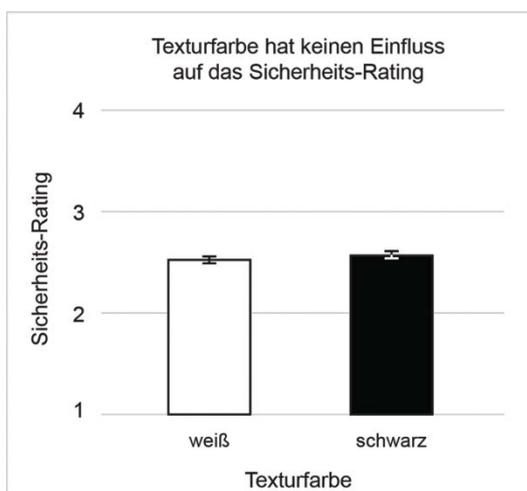


Abb. 4.9: Das durchschnittliche Sicherheits-Rating für die Texturfarben Schwarz und Weiß. Mittelwert \pm 1 Standardfehler

4.3.2 Interaktionen

Interaktion Begriff und Texturdichte

Es gibt eine signifikante Interaktion zwischen der Texturdichte und dem gewählten Begriff, $F(3,306) = 6.652$, $p < .01$, $\text{partial } \eta^2 = .061$. Beschreibt die Textur den Grad an Sicherheit, werden die Texturabstufungen mit anderen Sicherheitsgraden assoziiert, als wenn die Textur für den Grad an Unsicherheit steht (siehe Abb. 4.10).

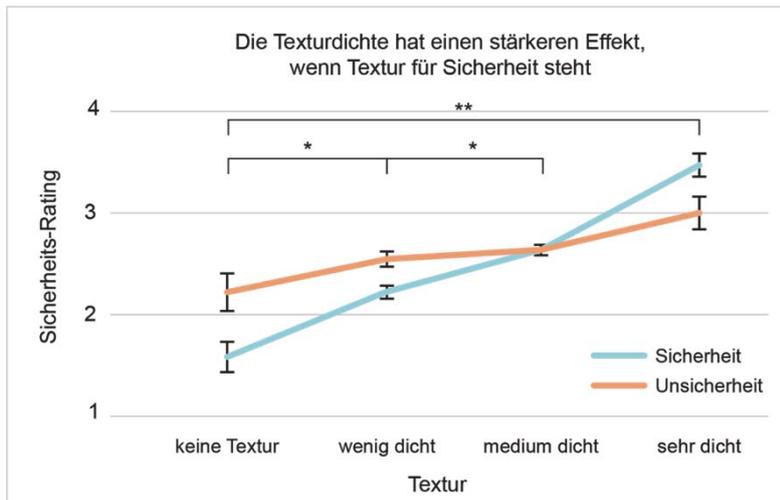


Abb. 4.10: Interaktion zwischen den Begriffen Unsicherheit und Sicherheit und den verschiedenen Texturdichten. Damit die Beziehung des Sicherheits-Ratings beider für beide Begriffe Sicherheit und Unsicherheit besser verglichen werden kann, werden die Texturdichte-Kategorien hier durch Linien verbunden. Dies ist eigentlich nicht korrekt, da durch Linien ein quantitativer Übergang erwartet wird, der hier nicht gemessen wurde. Für ein besseres Verständnis, wird diese Tatsache in dieser Abbildung ignoriert. Mittelwert ± 1 Standardfehler

Für die Begriffe Sicherheit und Unsicherheit wurden die Kontraste der Texturdichteabstufungen berechnet.

Diese zeigen, dass der Schritt von keine Textur im Vergleich zu wenig dichter Textur für die Beschreibung sicherer Daten mit einer signifikant größeren Zunahme an Sicherheit verbunden wird als wenn unsichere Daten beschrieben werden, $F(1,102) = 6.66$, $p < .05$, $\text{partial } \eta^2 = .061$. Auch der Schritt von wenig dichter Textur zu medium dichter Textur wird für den Begriff Sicherheit mit einer größeren Zunahme an Sicherheit verbunden als für den Begriff Unsicherheit, $F(1,102) = 5.66$, $p < .05$, $\text{partial } \eta^2 = .053$. Der im Vergleich steilere Anstieg des Sicherheits-Ratings für den Begriff Sicherheit im Gegensatz zum flacheren Verlauf für den Begriff Unsicherheit zwischen medium dichter Textur und sehr dichter Textur ist nicht signifikant, $F(1,102) = 2.259$, $p > .05$, $\text{partial } \eta^2 = .022$.

Insgesamt zeigen die verschiedenen Texturdichten beim Begriff Unsicherheit einen wesentlich geringeren Anstieg im Sicherheits-Rating als für Sicherheit. Die Sicherheits-Ratings für den Begriff Unsicherheit schwanken zwischen $\bar{x} = 2.2$ und $\bar{x} = 3.0$, während die Ratings für den Begriff Sicherheit zwischen $\bar{x} = 1.6$ und $\bar{x} = 3.5$ schwanken. Für 'medium dichte Textur' treffen sich die Ratings beider Begriffe $\bar{x} = 2.6$.

Interaktion Begriff und Texturfarbe

Es gibt keine signifikante Interaktion zwischen der Texturfarbe und dem gewählten Begriff, $F(1,102) = .368$, $p > .05$, partial $\eta^2 = .004$. Das heißt, für den Begriff Sicherheit oder Unsicherheit vergaben die Teilnehmenden bei einer schwarzen oder weißen Textur jeweils durchschnittlich ähnliche Ratings (siehe Abb. 4.11).

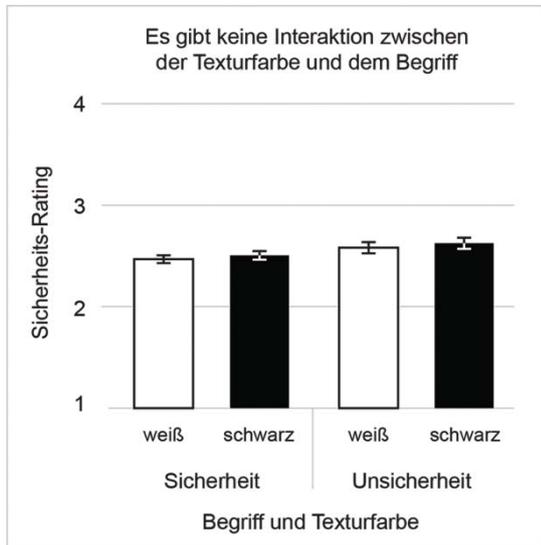


Abb. 4.11: Interaktion zwischen den Begriffen Unsicherheit und Sicherheit mit den zwei Texturfarben Schwarz und Weiß. Mittelwert ± 1 Standardfehler

Interaktion Texturdichte und Texturfarbe

Abb. 4.12 zeigt die nahezu identischen Sicherheits-Ratings für schwarze oder weiße Texturen in Relation zu den verschiedenen Texturdichten. Es gibt keine signifikante Interaktion zwischen der Texturdichte und der Texturfarbe, $F(3,306) = .3.62$, $p > .05$, partial $\eta^2 = .004$.

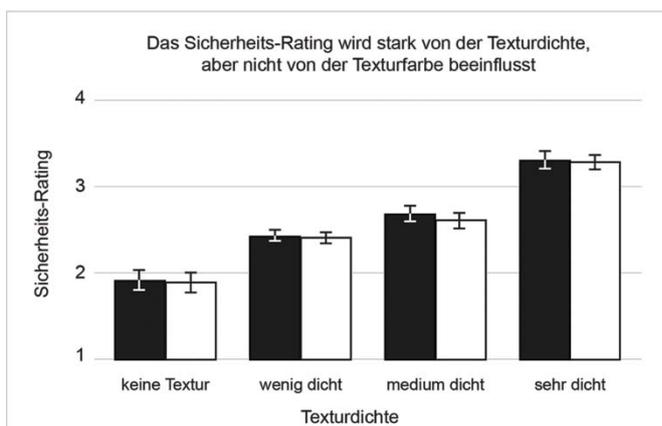


Abb. 4.12: Interaktion zwischen den Farben Schwarz und Weiß und den verschiedenen Texturdichten. Mittelwert ± 1 Standardfehler

Interaktion Begriff, Texturdichte und Texturfarbe

Abb. 4.13 zeigt den Einfluss der Variablen Texturdichte und Texturbegriff auf das Sicherheits-Rating und den geringen Effekt der Texturfarbe. Es gibt keine signifikante Interaktion zwischen dem Begriff, der Texturdichte und Texturfarbe, $F(3,306) = 1.926$, $p > .05$, partial $\eta^2 = .019$.

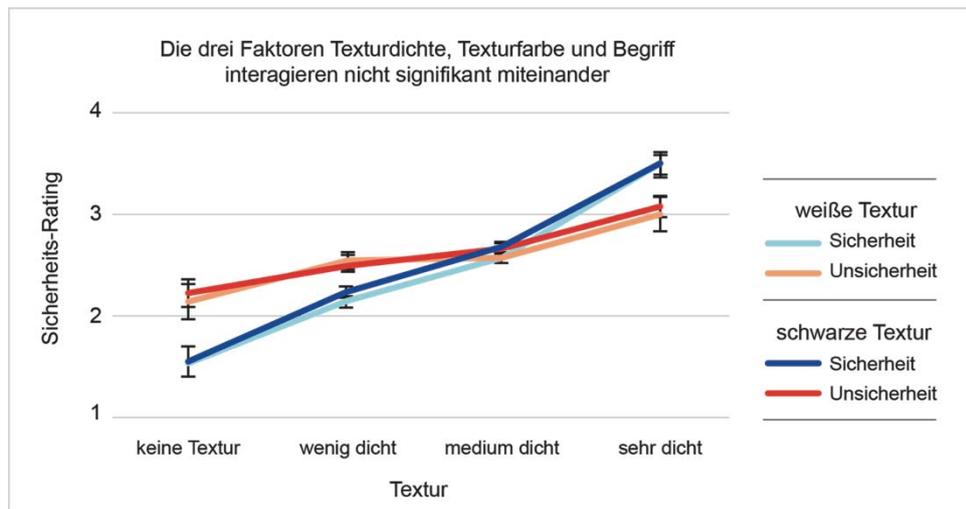


Abb. 4.13: Interaktion von Begriff, Texturdichte und Texturfarbe. Die Begründung zur Visualisierungsmethode entspricht der aus Abb. 4.10. Mittelwert ± 1 Standardfehler

4.3.3 Störvariablen

Auch bei einem gut durchdachten Studiendesign kommt es vor, dass Objekte oder Phänomene systematisch innerhalb einer Studie schwanken, obwohl deren Einfluss nicht im Fokus der Untersuchung steht. Solche Variablen nennt man Störvariablen und ihr möglicher Effekt muss überprüft werden (MARTIN 2008).

Hintergrundfarbe

In dieser Studie ist die Hintergrundfarbe eine Störvariable. Der Farbeindruck oder der Kontrast der Textur zur Hintergrundfarbe könnten das Rating beeinflusst haben. Der Einfluss durch die Hintergrundfarbe auf das Rating wurde durch die Durchiteration aller möglichen Kombinationen von Texturdichte, Texturfarbe und Hintergrundfarbe verringert (siehe Kapitel 3.5.2). Wenn das durchschnittliche Sicherheits-Rating der einzelnen Hintergrundfarben betrachtet wird (siehe Abb. 4.14), zeigt sich, dass die Hintergrundfarben keinen signifikanten Einfluss auf das Sicherheits-Rating hatten, $F(2,206) = .302$, $p > .05$, partial $\eta^2 = .003$.

Um auszuschließen, dass die Texturfarben Schwarz oder Weiß auf den jeweiligen Hintergrundfarben einen Einfluss gehabt haben könnten, wird auch die Interaktion zwischen Hintergrundfarbe und Texturfarbe untersucht.

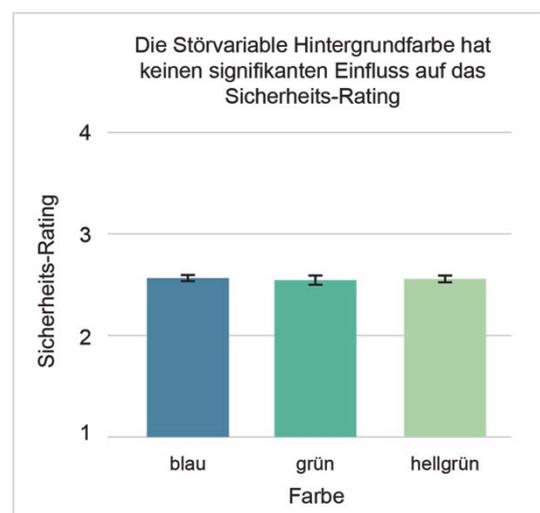


Abb. 4.14: Das durchschnittliche Rating für die drei Hintergrundfarben. Mittelwert ± 1 Standardfehler

Abb. 4.15 zeigt, dass die beiden Variablen Texturfarbe und Hintergrundfarbe nicht signifikant interagieren, $F(2,206) = .362, p > .05, \text{partial } \eta^2 = .003$. Die Hintergrundfarbe wird daher im Folgenden als Einflussfaktor ausgeschlossen.

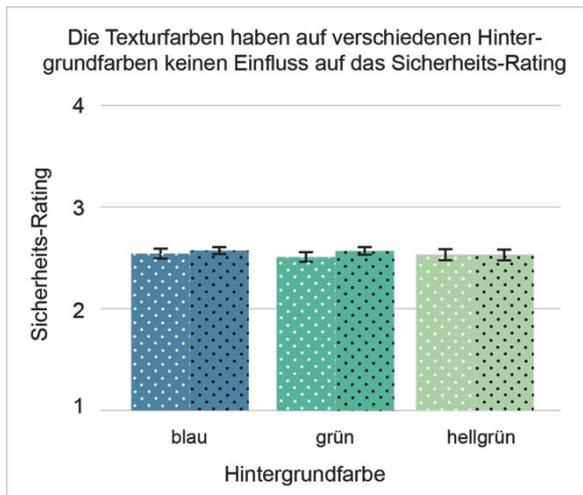


Abb. 4.15: Interaktion zwischen der Störvariable Hintergrundfarbe und den Texturfarben, Mittelwert ± 1 Standardfehler

Sprache

Diese Studie wurde in deutscher und englischer Sprache angeboten und durchgeführt. Die Übersetzungen der Aufgabenstellung, Datenqualitätsdefinitionen und Fragen wurde versucht inhaltlich und vom Wortlaut möglichst gleich zu halten. Trotzdem kann ein sprachlicher Einfluss nicht ausgeschlossen werden.

Insgesamt haben 35 Teilnehmende die deutschsprachige Version der Studie ausgefüllt und 69 Teilnehmende die englischsprachige Version. Um gleich große Gruppen zu erhalten, wurden 34 ProbandInnen per Zufallsgenerator (zufallsgenerator.net) aus der Analyse ausgeschlossen ($n = 70$). Abb. 4.16 zeigt, dass das Sicherheits-Rating der deutschen Sprachversion signifikant geringer ausfällt (Mdn = 2.43) als das der englischen Sprachversion (Mdn = 2.52), $U = 411.5, z = -2.37, p < .05, r = -.28$.

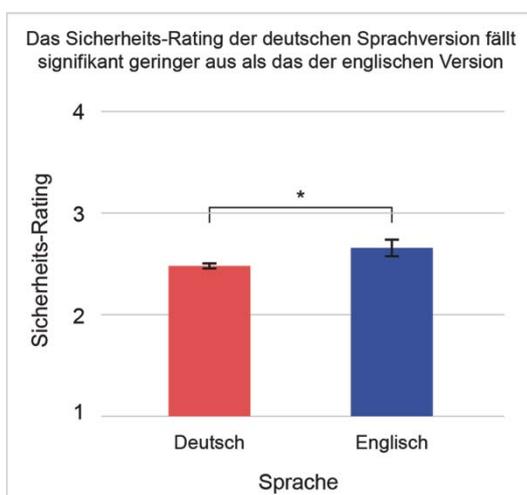


Abb. 4.16: Das durchschnittliche Sicherheits-Rating für die beiden Sprachversionen. Mittelwert ± 1 Standardfehler, $n = 70$

Auch die unabhängige Variable Begriff basiert auf Wörtern: Unsicherheit und Sicherheit (Engl. uncertainty und certainty). Daher wird auch die Interaktion zwischen Sprache und Begriff untersucht. Um einen aussagekräftigen Vergleich zwischen zwei between-subjects Gruppen machen zu können, müssen innerhalb der Sprachgruppen die Begriffe Sicherheit und Unsicherheit gleich oft vertreten sein (FIELD 2009). Tabelle 4-2 zeigt die Einteilung der 70 Teilnehmenden nach Sprache und Begriff. Die großen Gruppen wurden wie zuvor an die kleinste Gruppe von 13 Teilnehmenden angepasst. Die kleinste Gruppe ist in diesem Fall der Begriff Sicherheit in der englischsprachigen Version (n = 52).

Tabelle 4-2: Anzahl Teilnehmende eingeteilt nach Sprach- und Begriffs-Version, n = 70.

		<u>Begriff</u>	
		Sicherheit	Unsicherheit
<u>Sprache</u>	Englisch	13	22
	Deutsch	19	16

Abb. 4.17 zeigt, dass der Begriff Unsicherheit zu einem signifikanten Unterschied zwischen der englischen (Mdn = 2.54) und deutschen (Mdn = 2.45) Sprachversion führt, $U = 90$, $z = -1.43$, $p < .05$, $r = -.25$. Für den Begriff Sicherheit zeigen die deutschsprachige (Mdn = 2.44) und englischsprachige (Mdn = 2.5) Version keinen signifikanten Unterschied, $U = 100$, $z = -1.06$, $p > .05$, $r = -.25$.

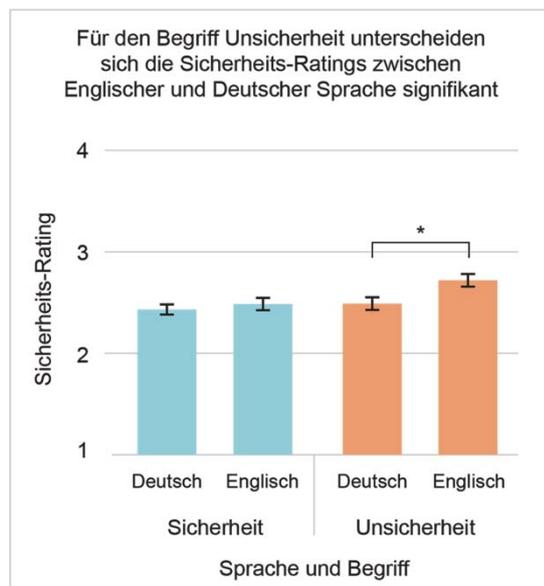


Abb. 4.17: Die Interaktion zwischen Sprache und Begriff zeigt insbesondere starke Auswirkungen auf das Rating für den Begriff Unsicherheit. Mittelwert ± 1 Standardfehler, n = 52

Weder Texturdichte, noch Texturfarbe führten in Verbindung mit den Sprachversionen zu einem signifikanten Unterschied im Sicherheits-Rating.

4.3.4 Einfluss der visuellen Fähigkeit und Expertise

Visuelle Fähigkeiten

Alle ProbandInnen führten den Hidden Patterns Test zur Ermittlung ihrer visuellen Fähigkeiten durch. Entsprechend der erbrachten Leistung erhielten die Teilnehmenden ein Score-Ergebnis, das für die Einteilung in Gruppen mit hohen, mittleren und niedrigen visuellen Fähigkeiten genutzt wurde. Angelehnt an die Vorgehensweise von WILKENING und FABRIKANT (2011) wurden aus den Test-Scores drei Gruppen der visuellen Fähigkeiten festgelegt, von denen nur die äußeren zwei Klassen untersucht werden. WILKENING und FABRIKANT erhielten durch die Einteilung mit Terzilen signifikante Ergebnisse, die anhand eines ebenso durchgeführten Median-splits nicht zu sehen waren. Daher wird im Folgenden ähnlich vorgegangen, wie in der Studie von WILKENING und FABRIKANT.

In dieser Studie funktioniert die Einteilung nach Terzilen nicht eindeutig, da mehrere gleiche Hidden Patterns Score-Ergebnisse am Terzil liegen. Dadurch ist nicht eindeutig geregelt, welche Teilnehmenden einer Klasse zugeordnet werden dürfen. Deshalb wurden statt des Terzils für die Extreme die besten 31 (126 bis 164 Hidden Patterns Score, $\bar{x} = 142.5$) und die schlechtesten 31 (31 bis 101 Hidden Patterns Score, $\bar{x} = 81.9$) Ergebnisse gewählt. An diesen Stellen war ein eindeutiger Schnitt möglich. Die nicht berücksichtigte mittlere Klasse beinhaltet 64 Teilnehmer, ($n = 62$)

Abb. 4.18 zeigt, dass die visuellen Fähigkeiten keinen signifikanten Einfluss auf das Sicherheits-Rating haben, $U = 440.5$, $z = -.566$, $p > .05$, $r = -.07$.

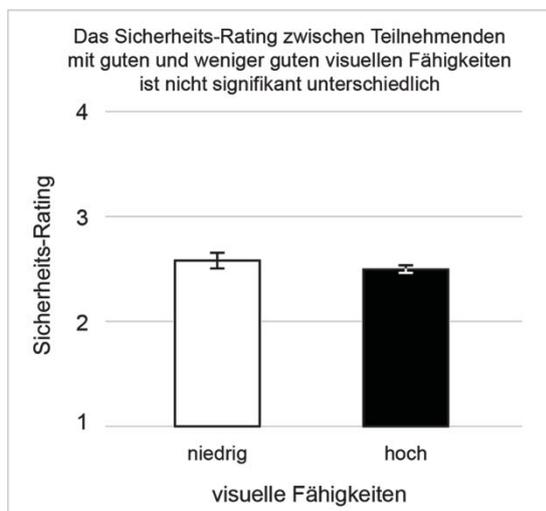


Abb. 4.18: Einfluss niedriger und hoher visueller Fähigkeiten auf das Sicherheits-Rating. Mittelwert ± 1 Standardfehler

Expertise

Die Teilnehmenden wurden in die zwei Gruppen ExpertInnen und Laien eingestuft. ExpertInnen und Laien wurde die Antwort auf die folgende Frage bestimmt: "Wie oft beschäftigst du dich beruflich/im Studium mit den folgenden Bereichen?" Bereich: Kartographie (siehe Kapitel 3.4). Teilnehmende, die 'Sehr oft (täglich)' ge-

wählt hatten, wurden als ExpertInnen eingestuft. Teilnehmende, die 'Regelmäßig (monatlich)', 'Selten (jährlich)' oder 'Nie' angekreuzt hatten, wurden als Laien eingestuft. ProbandInnen, die 'Oft (wöchentlich)' wählten, wurden aus der Berechnung herausgenommen, da Personen, die sich wöchentlich mit Karten beschäftigen, weder als Laien noch als ExpertInnen eingestuft werden können. Somit wurden 31 Teilnehmende von der Analyse ausgeschlossen, 48 Teilnehmende wurden als ExpertInnen und 25 Teilnehmende als Laien eingestuft.

Für eine aussagekräftige Auswertung müssen beide Gruppengrößen identisch groß sein, das heißt auf die kleinste gemeinsame Anzahl von 25 Teilnehmenden angeglichen werden. Eine weitere Einschränkung der Gruppengrößen wurde durch die kontrollierte Variable Begriff vorgeschrieben. In beiden Gruppen mussten gleich viele Teilnehmende sein, die den jeweiligen Begriffen Sicherheit oder Unsicherheit zugeordnet waren. Die kleinste gemeinsame Anzahl waren elf von 25 Laien, die Fragen zum Begriff Sicherheit beantwortet hatten. Daher wurde die Anzahl an Teilnehmenden auf elf Teilnehmende pro Begriff reduziert, das heißt 22 Teilnehmende pro Expertise-Level ($n = 44$).

Die Reduzierung wurde wie zuvor mithilfe eines Zufallsgenerators vorgenommen. Damit die Aussagen der ExpertInnen und Laien vergleichbarer werden, wurden ExpertInnen-Laien Paare erstellt, deren demographische Daten möglichst ähnlich sind. Dazu wurden die folgenden Parameter in der folgenden Prioritätenverteilung miteinander verglichen: 1. gleicher Begriff (Sicherheit/Unsicherheit), 2. gleiche Sprachauswahl (Englisch/Deutsch), 3. Herkunftsland, 4. Alter, 5. Geschlecht, 6. Expertise in den Bereichen Klimawandel und IPCC. Das in Abb. 4.19 gezeigte Sicherheits-Rating zeigt, dass Laien die Visualisierung durchschnittlich mit etwas mehr Sicherheit assoziierten ($Mdn = 2.5$) als Experten ($Mdn = 2.48$), jedoch ist dieser Unterschied nicht signifikant, $z = -.691$, $p > .05$, $r = -.15$.

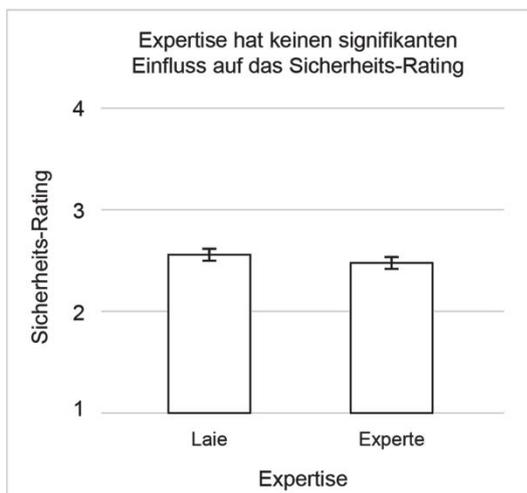


Abb. 4.19: Laien bewerten die Daten als etwas sicherer als Experten, jedoch ist dieser Unterschied nicht signifikant. Mittelwert \pm 1 Standardfehler, $n = 22$

4.3.5 Kommentare

Die Kommentare geben Aufschluss darüber, welche Variablen oder Störvariablen ausschlaggebend für das gegebene Sicherheits-Rating waren. Von 104 Teilnehmenden haben 87 (84 %) ihr Rating schriftlich begründet. Von diesen 87 bewerteten 60 ProbandInnen Fläche A als sicher und 27 ProbandInnen Fläche A als unsicher

(Abb. 4.20). 83 ProbandInnen kommentierten, dass die Textur ausschlaggebend für ihre Wahl gewesen sei, davon 56 für sichere Daten und 27 für unsichere Daten. 19 ProbandInnen interpretierten die Punkte der Textur als Datenerhebungspunkte oder Messpunkte, die sichere Daten kennzeichnen, wie am Beispiel vom Teilnehmer ID-26 zu sehen ist: *"Die markierte Fläche besitzt (sic!) weniger Messpunkte und hat damit weniger Details als Flächen mit mehr Punkten"*.

Zwölf Teilnehmende orientierten sich bei der Bewertung der Datenqualität anhand der Texturdichte in der unmittelbaren Umgebung von Fläche A, zehn davon für sichere Daten und zwei für unsichere Daten. Zehn Teilnehmende erwähnten die homogene Verteilung der Punkte als Entscheidungskriterium für sichere Daten (acht Teilnehmende) und unsichere Daten (zwei Teilnehmende). Sieben Teilnehmende zogen die Niederschlags-Klassengrenzen mit in ihre Überlegungen ein, davon waren sechs Begründungen für unsichere und eine Begründung für sichere Daten. Sechs Teilnehmende empfanden die Texturen als eine Maskierung, die die Hintergrundinformation verdeckt wodurch die Daten unsicherer wirken. Drei Teilnehmende bezogen sich als Begründung für sichere Daten auf die Hintergrundfarben.

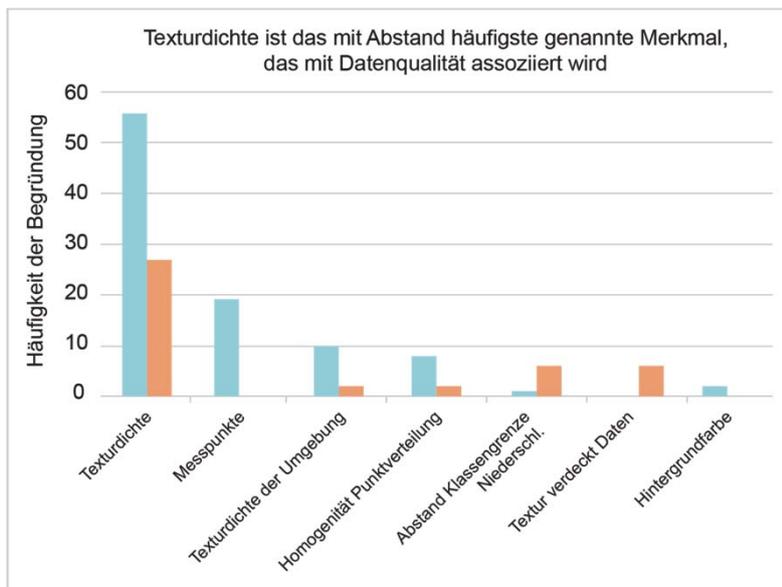


Abb. 4.20: Häufigkeiten der Begründungen welche Kartenelemente zum Sicherheits-Rating der Teilnehmenden geführt hat, eingeteilt in Begründungen für sichere Daten (blau) und unsichere Daten (orange)

Fünf Teilnehmende erklärten, dass sie die Fragestellung und die Aufgabe verwirrend fanden und sich unsicher waren, ob sie die Aufgabe korrekt lösen würden: *"Relatively fewer dots. I am quite confused: it is not clear to me whether more dots = more data (sic!) or that more dots = more uncertainty: I have assumed the former. [...] phrasing the scale as a double negative ('not at all uncertain') adds confusion and will probably detract from the quality of the answers"* (Kommentar von ID-56). Drei Teilnehmende waren verwundert über die Darstellung der Niederschlagsinformation anhand von Pixeln, da sie diese Darstellung als unnatürlich empfanden: *"The pixelated nature of the map may not represent real-life (sic!) however we can associate generalities according to the map"* (Kommentar von ID-58). Zwei ProbandInnen erwähnten, dass die Texturfarbe für sie keine ausschlaggebende Bedeutung habe: *"Die Farbe der Punkte spielt für mich dabei keine Rolle"* (Kommentar von ID-105).

4.4 Aufgabe 2

Aufgabe 2 vergleicht anhand von Kartenpaaren, die sich nur in der Farbe unterscheiden, ob eine bestimmte Texturfarbe oder Textur/keine Textur mit dem Begriff Sicherheit oder Unsicherheit assoziiert wird (siehe Kapitel 3.5.2). Die Teilnehmenden können entweder eine der beiden Flächen A oder B als sicher oder unsicher deklarieren, wodurch die Farbe der entscheidende Faktor ist, oder die Teilnehmenden können beide Flächen A und B als sicher oder unsicher deklarieren, wodurch sie das generelle Vorhandensein von Textur bewerten. Nach diesem Prinzip wurde gezählt, wie oft die Teilnehmenden eine der vier Optionen wählten. Die Antworten zum Begriff Unsicherheit wurden, ähnlich wie in Aufgabe 1, zum Begriff Sicherheit invertiert (siehe Kapitel 4.3). Das heißt, wenn die Teilnehmenden die Texturfarbe Schwarz als unsicher deklarieren, so wurde die weiße Texturfarbe als sicher bewertet. Oder gaben die Teilnehmenden an, dass Textur weder in Fläche A noch in Fläche B unsicher aussieht, wurde die Variablenausprägung keine Textur als sicher vermerkt.

Da die Ergebnisse keine Normalverteilung aufweisen, wurden statt des t-tests nicht parametrische Verfahren für die Analyse genutzt.

Begriff

Der Begriff Sicherheit (Mdn = 2.0) oder Unsicherheit (Mdn = 1.5) hat keinen signifikanten Einfluss darauf, wie sicher die Visualisierung wahrgenommen wird, $U = 1303.5$, $z = -.34$, $p > .05$, $r = -.01$ (siehe Abb. 4.21).

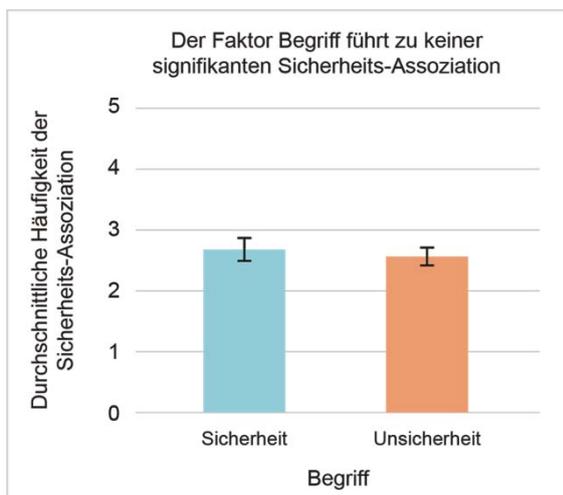


Abb. 4.21: Durchschnittliche Häufigkeit, mit der Fläche A und/oder B als sicher bewertet wurden (fünf Fragen stellen das mögliche Maximum dar). Mittelwert ± 1 Standardfehler

Textur

Abb. 4.22 zeigt, dass Flächen mit Textur (Mdn = 2.0) signifikant häufiger mit Sicherheit assoziiert werden als Flächen ohne Textur (Mdn = 0.0), $z = -3.615$, $p < .05$, $r = -.2$.

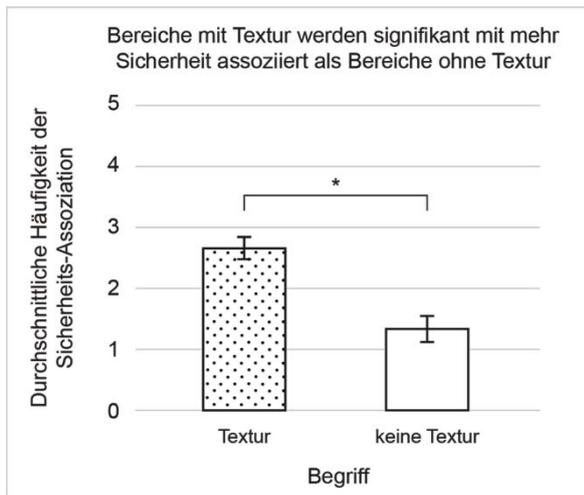


Abb. 4.22: Durchschnittliche Häufigkeit, mit der Textur oder keine Textur als sicher deklariert wurden. Mittelwert ± 1 Standardfehler

Texturfarbe

In insgesamt 520 Fragen für 104 Teilnehmende (5 x 104), wurde Texturfarbe in 24 Fällen als das Unterscheidungsmerkmal für Sicherheit oder Unsicherheit gewählt (17-mal für schwarz, 7-mal weiß). Dies stellt eine zu geringe Anzahl dar, um verlässliche Analysen über schwarze und weiße Texturen und ihre Assoziation mit den Begriffen Sicherheit und Unsicherheit machen zu können.

Interaktion Begriff und Textur

Steht der Begriff Sicherheit für Texturen, wird dieser signifikant häufiger mit Sicherheit assoziiert (Mdn = 2.0) als wenn die Textur mit dem Begriff Unsicherheit beschrieben wird (Mdn = 2.0), $z = -2.23$, $p < .05$, $r = -.22$. Für Flächen ohne Textur wird der Begriff Unsicherheit mit mehr Sicherheit assoziiert (Mdn = 0.0) als der Begriff Sicherheit (Mdn = 0.0), jedoch ist dieser Effekt nicht signifikant, $z = -1.62$, $p > .05$, $r = -.16$.

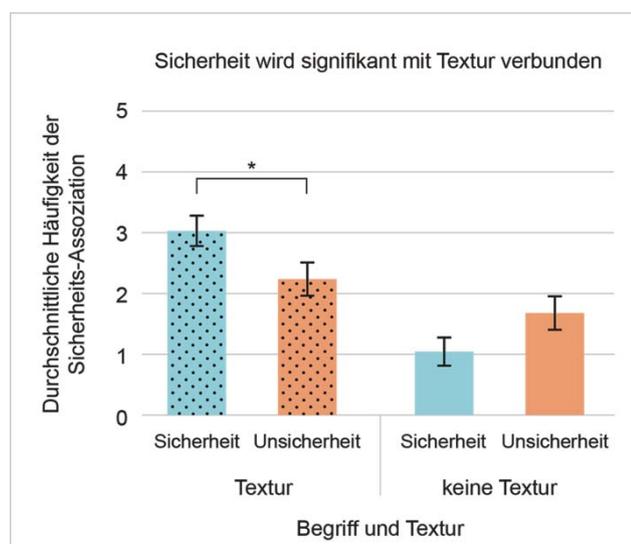


Abb. 4.23: Durchschnittliche Häufigkeit mit der Textur oder keine Textur mit Sicherheit oder Unsicherheit assoziiert wurden. Mittelwert ± 1 Standardfehler

4.4.1 Kommentare

Die Kommentare geben Aufschluss darüber, welche Variable (Textur oder Texturfarbe) oder mögliche Störvariablen ausschlaggebend für die Sicherheits-Assoziation war. Von 104 Teilnehmenden haben 65 (63 %) ihre Wahl begründet sowie für beide Kartenpaare eine einheitliche Wahl getroffen.

Obwohl in Aufgabe 2 die Punktdichte keine Variable mehr darstellt, wurde die gleichmäßige Punktdichte 25-mal in den Kommentaren genannt, davon 22-mal als Argument für sichere Daten und dreimal für unsichere Daten (siehe Abb. 4.24). 20 ProbandInnen sahen in der Punkttextur Messpunkte. 15 ProbandInnen interpretierten Daten, die mit Punkttextur gekennzeichnet waren, als sicher und fünf ProbandInnen kommentierten, dass Textur die Daten unsicher aussehen lässt. In Aufgabe 2 wurde auch mit der Texturfarbe argumentiert: Ein/e Proband/in empfand weiße Texturen als sicher, drei andere ProbandInnen sagten dies über schwarze Texturen aus, während zwei ProbandInnen kommentierten, die schwarzen Texturen lassen die Daten unsicher aussehen. Die homogene Punktverteilung wurde von vier Teilnehmenden als Indikator für sichere Daten angesehen. Vier Teilnehmende betrachteten den Abstand der gefragten Fläche A zu Klassengrenzen der Niederschlagszunahme als unsicher. Drei Teilnehmende sahen die Textur als ein Element, das die eigentliche Hintergrundinformation verdeckt, zwei Teilnehmende empfanden dies als unsicher und ein/e ProbandIn als sicher. Die Hintergrundfarbe wurde von eine/m Probanden/in als Entscheidungsmerkmal genannt.

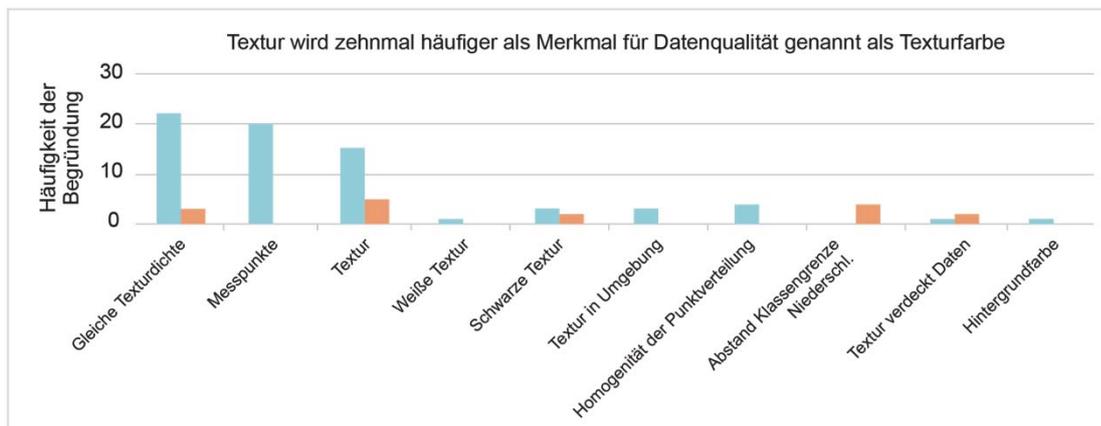


Abb. 4.24: Häufigkeiten der Begründungen, welches Kartenelement für die Teilnehmenden Datenqualität repräsentiert, aufgeteilt in Begründungen für sichere Daten (blau) und unsichere Daten (orange)

21 ProbandInnen interpretierten die einzelnen Punkte der Textur als Datenpunkte oder Messstationen, wie am Beispiel vom Teilnehmer ID-109 zu sehen ist: *"Beide Flächen enthalten kein Punktraster. Kein Punktraster = Assoziation keine Datenpunkte. Daher sehen beide Flächen unsicher aus"*.

Elf ProbandInnen kommentierten, dass die Texturfarbe für sie kein Entscheidungskriterium ist. Beispielsweise schrieb der/die Teilnehmende ID-69: *"Dots in the box - regardless of color - suggest uncertainty to me"*.

Zwei Teilnehmende kommentierten, dass sie sich nicht sicher seien, ob sie die Aufgabenstellung korrekt verstanden hätten: *"[...] This test is confusing and I'm not entirely sure what is expected of me, so I don't know if I'm providing the kind of answers you seek in your project"* (Kommentar ID-24).

5 Diskussion

Im folgenden Kapitel werden die Ergebnisse anhand bestehender Literatur diskutiert. Dazu wird zuerst in Kapitel 5.1 überprüft, ob die Teilnehmenden die Visualisierungen und die Aufgaben richtig verstanden haben. Anschließend werden die Forschungsfragen 1 und 2 in Kapitel 5.2 und die Forschungsfrage 3 in Kapitel 5.3 diskutiert. Nicht signifikante Ergebnisse werden nur diskutiert, wenn diese zur Beantwortung einer Forschungsfrage wichtig sind.

Vorab eine kurze Wiederholung von Aufgabe 1 und Aufgabe 2: In Aufgabe 1 bewerteten die ProbandInnen die Datenqualität der gekennzeichneten Fläche A anhand der gezeigten Texturen (siehe Kapitel 3.5.2). Diese Texturen variieren in Texturdichte und Texturfarbe. Die Teilnehmenden wurden in zwei Gruppen aufgeteilt. Die eine Gruppe erhielt ein Sicherheits-Rating und die andere Gruppe erhielt ein Unsicherheits-Rating zur Bewertung. Anhand dieser Ratings soll überprüft werden, inwieweit Texturfarbe und Texturdichte mit sicheren oder unsicheren Daten assoziiert werden.

In Aufgabe 2 wurde ausgewählt, ob die qualitative Textur oder/und die zwei Texturfarben Schwarz und Weiß mit Unsicherheit oder Sicherheit assoziiert werden. Dazu wurden jeweils zwei fast identische Karten präsentiert, die sich nur anhand ihrer Texturfarbe unterscheiden. Die gefragte Fläche A auf den Kartenpaaren befindet sich in drei von sechs Fällen auf einer Fläche mit Textur und in den anderen drei Fällen auf Flächen ohne Textur. Die Teilnehmenden mussten sich entscheiden, ob eine der beiden Karten unsicher oder sicher aussieht, oder ob beide Karten unsicher oder sicher aussehen (siehe Kapitel 3.5.2).

5.1 Haben die Teilnehmenden die Texturen als Unsicherheitsvisualisierung verstanden?

Als erstes soll geprüft werden, ob die Teilnehmenden die Texturpunkte als Sicherheitsvisualisierung verstanden haben. Den Teilnehmenden wurde keine Legende zur Verfügung gestellt, die die Punkttextur konkret als Signatur für die Datenqualität auszeichnet. Stattdessen erhielten die Teilnehmenden in den einführenden Anweisungen zur Studie den Hinweis, dass die Punktmuster mit der Datenqualität in Verbindung stehen (siehe Kapitel 3.5.2 oder Anhang A). Zur Kontrolle, ob die Teilnehmenden die Texturen als Visualisierung der Datenqualität verstanden haben, werden die Kommentare aus Aufgabe 1 und Aufgabe 2 analysiert.

5.1.1 Verständnis in Aufgabe 1

87 von 104 Teilnehmenden begründeten ihr Rating in Aufgabe 1 durch Kommentare (siehe Kapitel 4.3.5). Die meisten Begründungen bezogen sich auf die Texturen und deren Eigenschaften, wie beispielsweise die Texturdichte oder die homogene Verteilung der Punkte. Nur drei Teilnehmende bezogen die Hintergrundfarbe und sieben Teilnehmende die Klassengrenzen mit in ihre Entscheidungen ein. Jeder dieser zehn Teilnehmenden erwähnte jedoch zusätzlich zur Hintergrundfarbe oder den Klassengrenzen die Punkttextur, wie das folgende Beispiel von TeilnehmerIn ID-96 zeigt: "*My judgement is based on: (1) density of points and (3) closeness to border to another area*".

Alle 87 Teilnehmenden, die einen Kommentar abgaben, bezogen sich mit ihrer Begründung primär auf verschiedene Textureigenschaften.

5.1.2 Verständnis in Aufgabe 2

In Aufgabe 2 gaben 65 Teilnehmende eindeutige Kommentare über ihre Entscheidungskriterien ab (siehe Abb. 4.24). Ähnlich wie in Aufgabe 1 beziehen sich nur fünf von 65 Teilnehmenden auf andere Elemente in der Karte als die Textur. Vier Teilnehmende zogen den Abstand zur Klassengrenze in die Bewertung mit ein und ein/e TeilnehmerIn die Hintergrundfarbe. Von diesen fünf Teilnehmenden hatten drei schon in Aufgabe 1 ähnliche Beweggründe genannt.

Aufgrund der Mehrzahl an Kommentaren, die die Textureigenschaften als Sicherheits- oder Unsicherheitsmerkmal bewerteten, wird davon ausgegangen, dass die Teilnehmenden die Visualisierung verstanden haben.

5.2 Stehen helle oder dunkle Punkttexturen für sichere oder unsichere Daten?

Aus den Ergebnissen von Aufgabe 1 und Aufgabe 2 sollen Rückschlüsse darauf gezogen werden, ob der kartographische Standard 'je mehr, desto dunkler' gilt oder ob helle Flächen mit Unsicherheit und dunkle Flächen mit Sicherheit assoziiert werden (siehe Kapitel 2.8). Es wurde erhofft, anhand von Aufgabe 1 sehen zu können, dass die Punktfarbe in Kombination mit der Punktdichte verschiedene Helligkeitsunterschiede simuliert (siehe Kapitel 2.5). Durch Aufgabe 2 sollte untersucht werden, ob die Texturfarben auch ohne Dichtegradienten mit Sicherheit oder Unsicherheit assoziiert wird (siehe Kapitel 3.5.2). Aus bestehender Literatur wurde die Hypothese H1 aufgestellt: Helle Texturen werden mit unsicheren und dunkle Texturen mit sicheren Daten assoziiert. Zur Überprüfung der Hypothese werden im Folgenden pro Aufgabe die einzelnen Effekte diskutiert. Am Ende von Kapitel 5.2 wird dann zusammenfassend beantwortet, ob Hypothese H1 angenommen oder verworfen werden kann.

5.2.1 Aufgabe 1: Haupteffekt Texturfarbe

Die Ergebnisse zeigen, dass die Texturfarbe keinen signifikanten Einfluss auf das Sicherheits-Rating hat (siehe Kapitel 4.3.1). Dies bedeutet, dass die Texturfarbe keine Auswirkung darauf hat, ob die Fläche als sicher oder unsicher wahrgenommen wird. Die Interaktion zwischen dem between-subject Faktor Begriff und der Texturfarbe ergab keinen signifikanten Unterschied (siehe Kapitel 4.3.2). Auch in den Kommentaren der Teilnehmenden wird weder die Texturfarbe noch die Helligkeit als möglicher Einflussfaktor genannt (siehe Kapitel 4.3.5). Zwei Teilnehmende kommentierten sogar, dass die Texturfarbe für sie explizit keine Bedeutung hat. Dieses Ergebnis widerspricht den erfolgreich getesteten Ergebnissen von RETCHLESS und BREWER (2016). Sie untersuchten unter anderem die Darstellung von Datensicherheiten durch schwarz-weiße Punkttexturen (siehe Abb. 5.1). Ihre Sicherheitsvisualisierung beinhaltet vier Klassen von 'viel Sicherheit' bis 'wenig Sicherheit'. Viel Sicherheit visualisierten sie durch eine schwarze, gleichmäßig angeordnete Punkttextur, die zweite Klasse enthielt keine Texturen, die dritte Klasse enthielt weiße, ungleichmäßig angeordnete Punkttexturen und die Klasse wenig Sicherheit maskierte jegliche Dateninformation als weiße Fläche. Sie begründeten diese Visualisierungsform als Anlehnung an die Visualisierung des IPCC, in der es nur drei Kategorien gibt: schwarze Punkttextur,

keine Textur und eine weiße Maskierung. Da alle anderen Visualisierungen im Vergleich vier Kategorien hatten, fügten RETCHLESS und BREWER (2016) dieser Skala eine weiße Punkttextur hinzu. Diese deutet ein Ausbleichen der Farbe an. In den Karten wurden mehrere Regionen markiert und die Teilnehmenden wurden gebeten, diese Regionen entsprechend der Temperaturen und des Sicherheitsgrades zu ranken. Im Vergleich zu allen Visualisierungsformen in der Studie erzielten die Teilnehmenden die besten Ergebnisse anhand der Punkttextur, die in Abb. 5.1 zu sehen ist. Die Temperatur- sowie die Sicherheitsinformation konnte gut abgelesen werden. Außerdem wählten die Teilnehmenden die Punkttexturen als beliebteste Visualisierungsform der Datensicherheit. Aufgrund dieser Testergebnisse schloss ich auf eine intuitive Visualisierungsart durch weiße und schwarze Texturen. Jedoch unterscheidet sich RETCHLESS und BREWERS (2016) Textur in drei weiteren Merkmalen von den Texturen in dieser Studie: Erstens wurden weiße und schwarze Texturen innerhalb des Kartenbildes gleichzeitig genutzt, zweitens variiert die Punktanordnung und drittens ist am Ende der Skala keine Textur sondern eine weiße Fläche. Auf eine Nutzung von Schwarz und Weiß an den Skalenextremen wurde in dieser Arbeit verzichtet, da der Eindruck einer bipolaren Skala erzeugt werden könnte (BREWER 1994). Die Rating-Skalen in dieser Studie sind unipolar.

Eine sich auflösende Punktanordnung von geordnet zu ungeordnet stellt eine unipolare Skala dar. In der vorliegenden Studie kommentierten vierzehn Teilnehmende, dass die homogene Verteilung der Punkte Grund für ihr Rating war (siehe Kapitel 4.3.5 und Kapitel 4.4.1). Dies ist erstaunlich, denn in der gesamten Studie tauchen keine ungeordneten Punkttexturen auf.

Schon KINKELDEY et al. (2014b) testeten 'noise', (Rauschen) als graphische Variable, angewendet auf ein extrinsisches, weißes Linienraster, das sie als 'Noise Annotation Lines' bezeichnen. Dieses Raster wird über die eigentlichen Daten gelegt (siehe Abb. 5.2). Mit zunehmender Unsicherheit wird das Rauschen des Linienrasters größer. Die Methode zeigte sich als intuitiv.

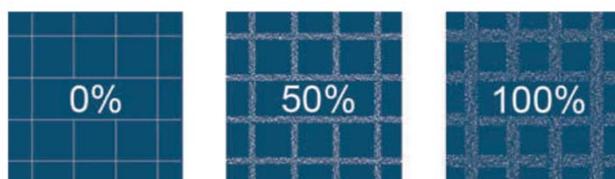


Abb. 5.2: Noise Annotation Lines aus der Studie von KINKELDEY et al. (2014b: Figure 2). Je unsicherer, desto mehr Rauschen wird dem Linienraster hinzugefügt.

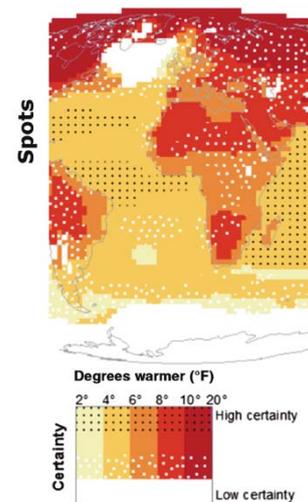


Abb. 5.1: Sicherheitsvisualisierung durch schwarze und weiße Punkttexturen durch RETCHLESS und BREWER (2016), Wiederholung des Bildausschnittes Abb. 2.7c

BOUKHELIFA et al. (2012) testeten die Methode 'sketchy Lines' (skizzenhafte Linien) für die Darstellung von unsicheren Daten. Angelehnt an die ungelungenen Zeichnungen von Kindern im Vergleich zu einer akkurat gezogenen Linie können skizzenhafte Linien in ihrer Genauigkeit schwanken (siehe Abb. 5.3).



Abb. 5.3: Beispiele der sketchy Line Methode durch BOUKHELIFA et al. (2012: Figure 7). Links angewandt auf einem Bahnnetz Schema und rechts auf einer Katasterkarte. Unsichere Linien sind durch einen roten Pfeil hervorgehoben

Diese Methode entspräche der von TVERSKY (2011) empfohlenen Verknüpfung von Realität und Visualisierung: Eine ungenaue Zeichnung entspricht auch einer ungenauen Datenlage (siehe Kapitel 2.5). BOUKHELIFA et al. (2012) gaben den Teilnehmern Visualisierungen, in denen sketchy Lines oder verschwommene Linien Unsicherheiten repräsentierten. Die Teilnehmenden wurden gefragt, wofür die beiden Visualisierungsmethoden stehen könnten. Die meisten Teilnehmenden hielten die unscharfen Linien (26,2 %) für ein stilistisches Mittel, gefolgt von einer Unsicherheitsdarstellung (22 %). Unschärfe wurde von 26,2 % der Teilnehmenden auch als stilistisches Mittel angesehen, von 23,8 % als qualitative Messung und von 22,6 % als Darstellung von Unsicherheit. Daraus schließen BOUKHELIFA et al. (2012), dass skizzenhafte Linien genauso intuitiv sind wie sehr intuitive Darstellung von Unsicherheiten durch Unschärfe. Aufgrund der positiven Testergebnisse für sich auflösende visuelle Strukturen vermute ich, dass auch in der Studie von RETCHLESS und BREWERS (2016) die Auflösung der Texturanordnung primär mit der Datenqualität assoziiert wurde, unabhängig von der Texturfarbe.

Eine weitere Vermutung, warum die Texturfarbe in dieser Studie nicht mit Datenqualität assoziiert wird, ist, dass die Methode zur Simulation von Helligkeiten durch weiße oder schwarze Punkttexturen nicht wahrgenommen wurde. SLOCUM und MCMASTER (1986) fanden heraus, dass verschieden dichte Texturen den entsprechenden Grautönen zugeordnet werden können. Dazu wurden die Teilnehmenden darum gebeten, die Texturen den möglichst entsprechenden Grautönen zuzuordnen. Diese und andere ähnliche Studien, zum Beispiel von JENKS und KNOS (1961) testen die schwarzen Texturen auf weißem Grund. Es könnte sein, dass die Helligkeitssimulation durch Texturen nur auf weißem Grund funktioniert und nicht auf farbigen Hintergründen.

Eine weitere Erklärung, warum die Texturfarbe keine Assoziation hervorgerufen hat, könnte die Figur-Grund-Beziehung der Gestaltpsychologie geben. Elemente, die gleiche Merkmale aufweisen, werden nach dem 'Prinzip der gleichförmigen Verbindung' zu größeren visuellen Einheiten zusammengefasst und werden durch Gruppierungen im Bild zur Figur. Beispielsweise werden Elemente, die näher beieinanderliegen, als Gruppe angesehen (Prinzip der Nähe). Ein weiteres Beispiel ist das 'Prinzip der Ähnlichkeit', das die Gruppenbildung durch ähnliche Elemente beschreibt (HEIDMANN 2001). DENT (1999) erklärt, dass beide Prinzipien auf Punkttexturen

zutreffen. Entsprechend dieser Theorie treten Flächen, die in Karten mit Punkttexturen gefüllt werden, in den visuellen Vordergrund, auch wenn die Texturpunkte weiß sind.

Viele Studien untersuchten die graphischen Merkmale, die Objekte zur Figur oder zum Grund werden lassen. So wollte GOLDHAMER (1934) wissen, ob weiße oder schwarze Flächen eines Objektes in Relation zur Größe als Figur wahrgenommen werden. Dazu teilte er Kreise in sechs Kuchenstück-Segmente ein, die jeweils abwechselnd schwarz und weiß gefärbt waren (siehe Abb. 5.4). Der Kreis lag auf einem grauen Hintergrund. Die Größe der Kreissegmente variierte, sodass mal alle Segmente gleich groß waren und mal die schwarzen oder mal die weißen Segmente größer waren. Wenn die schwarzen und weißen Flächen gleich groß waren, so wurden die schwarzen Segmente zur Figur. Wenn eine der Flächen kleiner wurde, wurde diese zur Figur, egal welche Farbe sie hatte.



Abb. 5.4: Beispiele für die genutzten Stimuli in der Studie von GOLDHAMER (1934), (MACEACHREN 1995: Figure 3.54, editiert)

DENT (1972) untersuchte die Figur-Grund-Beziehung zwischen unterschiedlichen Graustufen, Punkt- und Linientexturen. Die Texturen simulierten durch unterschiedliche Auflösung und Dichte Graustufen. Den Teilnehmenden wurden Quadrate präsentiert, die zur einen Hälfte mit einer und zur anderen Hälfte mit der anderen Textur oder einem anderen Grauton gefüllt waren (siehe Abb. 5.5). Sie wurden gebeten zu markieren, welche der beiden Fläche visuell hervorsticht. Dabei stellte sich heraus, dass grobe Texturen immer als Figur gesehen wurden. Im Vergleich zwischen zwei gleich groben Texturen unterschiedlicher Dichte, wurde immer die dichtere Textur als Figur angesehen.

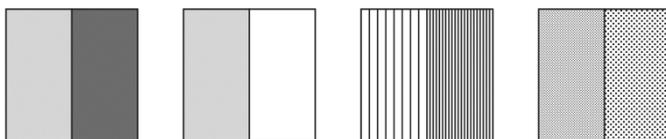


Abb. 5.5: Beispielhafte Quadrate aus der Studie von DENT (1972). Die Quadrate enthalten zwei Stimuli die miteinander verglichen wurden (MACEACHREN 1995: Figure 357, editiert)

In der vorliegenden Studie wurde erhofft, dass dunkle Texturen Flächen dunkler erscheinen lassen und dadurch die Flächen visuell hervortreten lassen. Die Erkenntnisse von GOLDHAMER (1934) und DENT (1972) würden diese Methode unterstützen. Jedoch unterstützen die Erkenntnisse auch, dass weiße Texturen Flächen ebenso hervorheben können wie schwarze. Laut GOLDHAMER (1934) werden die kleinen Elemente zur Figur, egal welche Farbe sie haben, und DENT (1972) argumentiert, dass grobe Texturen immer als Figur gesehen werden. Demnach sind grobe Texturen immer Figur, egal ob schwarzer oder weißer Farbe. Konsequenz daraus ist, dass die Texturfarbe keine Relevanz hat.

Obwohl viele Studien bestätigen, dass Helligkeit eine visuelle Variable zur intuitiven Darstellung von mehr Unsicherheit ist (VAN DER WEL et al. 1994, AERTS et al. 2003, BOUKHELIFA et al. 2012, MACEACHREN et al. 2012), konnte ein solcher Effekt anhand von Aufgabe 1 nicht nachgewiesen werden. Dementsprechend konnte der kartographische Standard 'je dunkler, desto mehr' anhand von Aufgabe 1 nicht nachgewiesen werden.

5.2.2 Aufgabe 2: Texturfarbe

Die Texturfarbe wurde in Aufgabe 2 in nur 24 von 520 Fällen als visuelles Merkmal für Datenqualität bestimmt (siehe Kapitel 4.4). 17-mal wurde schwarz gewählt und siebenmal weiß. Dies sind zu geringe Anzahlen, um eine statistisch aussagekräftige Analyse durchführen zu können. In den Kommentaren wurde die Texturfarbe sechsmal als Entscheidungsmerkmal genannt: Einmal wurde weiße Textur für sicher befunden, dreimal wurde schwarze Textur mit Sicherheit assoziiert und zweimal wurde schwarze Textur als unsicher deklariert. Elf weitere Teilnehmende teilten wiederum mit, dass sie die unterschiedlichen Texturfarben weder mit Sicherheit noch mit Unsicherheit assoziiert hätten.

Die Teilnehmenden entschieden sich 496-mal dafür, dass Textur die graphische Variable ist, die die Datenqualität repräsentiert und nicht die Texturfarbe. Auch wenn kein statistisches Urteil über die Signifikanz des Ergebnisses gefällt werden kann, kann in Übereinstimmung mit den Ergebnissen aus Aufgabe 1 und den Kommentaren von Aufgabe 1 und Aufgabe 2 der Schluss gezogen werden, dass die Texturfarbe in der hier getesteten Form nicht mit Datenqualität assoziiert wird.

Aufgrund der Ergebnisse aus Aufgabe 1 und Aufgabe 2 ist ersichtlich, dass die Texturfarbe keinen Einfluss auf das Sicherheits-Rating hatte. Anhand der Kommentare und dem Vergleich zur Studie von RETCHLESS und BREWER (2016) kommt jedoch die Vermutung auf, dass statt der Texturfarbe die Homogenität und Heterogenität einer Textur bei groben Texturen mit Datenqualität assoziiert werden. Die positiven Ergebnisse aus den Studien von KINKELDEY et al. (2014b) und BOUKHELIFA et al. (2012) bestätigen dies. Es könnte aber auch sein, dass die Aufhellung durch die Textur in dieser Studie nicht funktioniert hat, da hier farbige statt schwarze Hintergründe genutzt wurden (JENKS u. KNOS 1961, SLOCUM u. MCMASTER 1986). Eine höhere Auflösung der Punkttextur könnte zu einem verbesserten Helligkeitseindruck verhelfen (ROBINSON 1995, DENT 1999).

In Aufgabe 2 wurde die Farbhelligkeit so selten als Entscheidungsmerkmal gewählt, dass die Ergebnisse nicht statistisch auswertbar waren. Dieses Ergebnis spricht für sich und zeigt, dass die Texturfarbe auch in qualitativer Form nicht mit Sicherheit oder Unsicherheit assoziiert wird.

Unter Berücksichtigung dieser Ergebnisse kann Hypothese H1, dass helle Texturen mit unsicheren und dunkle Texturen mit sicheren Daten assoziiert werden, nicht bestätigt werden.

5.3 Werden dichte Punkttexturen mit sicheren oder unsicheren Daten assoziiert?

In diesem Kapitel wird diskutiert, ob verschieden dichte Punkttexturen mit sicheren oder unsicheren Daten assoziiert werden. Es wurde angenommen, dass dichtere Texturen in Aufgabe 1 mit mehr Sicherheit assoziiert werden. Durch Aufgabe 2 wurde getestet, ob qualitative Texturen ohne Texturdichte mit Sicherheit und/oder

Unsicherheit assoziiert werden. Die im Folgenden untersuchte Hypothese H2 lautet: Dichtere Punkttexturen werden mit mehr Sicherheit und mehr Unsicherheit assoziiert (siehe Kapitel 2.8).

Zur Überprüfung der Hypothese werden die Effekte pro Aufgabe diskutiert. Auf Grundlage dieser Diskussion wird die Hypothese H2 am Ende von Kapitel 5.3 angenommen oder verworfen.

5.3.1 Aufgabe 1: Haupteffekt Begriff

Im vorherigen Kapitel 1.3.1 wurde erläutert, dass dichtere Textur mit mehr Sicherheit assoziiert wird. Was passiert jedoch, wenn Texturen in der Legende durch den Begriff Unsicherheit beschrieben werden? Die Ergebnisse dieser Studie zeigen, dass Punkttexturen, die Unsicherheiten repräsentieren, signifikant sicherer eingeschätzt werden, als Punkttexturen, die für den Begriff Sicherheit stehen (siehe Kapitel 4.3.1). Auf den ersten Blick scheint diese Aussage nicht intuitiv zu sein. Eine mögliche Erklärung für dieses Ergebnis bieten Studien zur Untersuchung verbaler Unsicherheitsangaben und ihre numerischen Entsprechungen. JOHNSON (1973) untersuchte wie Menschen verbale Unsicherheitsangaben numerisch einschätzen. Dazu präsentierte er 28 Teilnehmenden Sätze mit 15 verschiedenen Wahrscheinlichkeitsangaben. Darunter waren Angaben zu sicheren Vorkommnissen ('highly probable', 'very likely'), Angaben, die mittlere Wahrscheinlichkeit ausdrücken ('fair chance', 'possible') oder Unsicheres beschreiben ('unlikely', 'highly improbable'). Die Teilnehmenden wurden gebeten zu sagen, wie sicher sie die Aussage der Sätze auf einer Skala von 0 bis 100 bewerteten. Die Ergebnisse zeigten zum einen, dass die Einschätzungen der verbalen Aussagen durch ein Individuum stabil sind, aber zwischen den Individuen stark schwanken können. Ein weiteres Ergebnis ist, dass die numerischen Einschätzungen der verbalen Aussagen zwischen sicheren und unsicheren Angaben nicht symmetrisch verteilt sind. Man würde erwarten, dass die Werte von 'likely' und 'unlikely' über den Punkt 0.5 (50 %) gespiegelt werden können, so dass 'likely' beispielsweise 80 % Sicherheit repräsentiert und 'unlikely' somit 20 %. Dies ist aber nicht der Fall. Die durchschnittlichen Wertebereiche für sichere Werteinschätzungen von 'probable' bis 'highly probable' beträgt 21.5, und für unsichere Werteinschätzungen von 'unlikely' bis 'highly improbable' nur 3.7. Die Stauchung der unsicheren Werteinschätzungen rückt alle unsicheren Ausdrücke in den unwahrscheinlicheren Bereich. Diese Asymmetrie sicherer und unsicherer Wahrscheinlichkeitsangaben führt dazu, dass unsichere Ausdrücke als verstärkt unsicher empfunden werden. Diese Studie wurde in ähnlicher Form mehrfach durchgeführt und die Ergebnisse bestätigen sich gegenseitig (LICHTENSTEIN u. NEWMAN 1963, REYNA 1981).

Das Ergebnis von JOHNSON (1973) zeigt, dass anhand von verbalen Unsicherheits- und Sicherheitsangaben keine Symmetrie erwartet werden kann. Begriffe, die Unsicherheiten beschreiben, werden laut JOHNSON viel unsicherer wahrgenommen als sie eigentlich sind. In dieser Studie wurden solche verbalen Angaben für das Rating eingesetzt. Daher müssten Teilnehmende, die anhand der Unsicherheitskala dieselben Aussagen machen wollen wie anhand der Sicherheitskala, insgesamt sicherere Ratings auf der Unsicherheitskala geben.

Eine andere Möglichkeit für das sicherere Rating der Visualisierungen für den Begriff Unsicherheit ist der Einfluss einer Störvariable. Eine solche Störvariable könnte die doppelte Verneinung 'gar nicht unsicher' darstellen. In der Psychologie ist man sich einig, dass doppelte Verneinungen, egal in welcher Form sie auftreten, schwerer zu verstehen sind. Gemessen werden kann dies anhand einer längeren Reaktionszeit, die einen größeren kognitiven Aufwand impliziert (SHERMAN 1973). Von daher wird davon abgeraten, doppelte Verneinungen

in Studien zu nutzen (MARTIN 2004, RETCHLESS u. BREWER 2016). Zum Vergleich der gegenteiligen Begriffe war dies für diese Studie allerdings nicht anders umsetzbar. Die Reaktionszeit sollte Aufschluss darüber geben, ob die doppelte Verneinung einen verstärkten kognitiven Aufwand hervorruft. Leider kann die in dieser Studie gemessene Reaktionszeit nicht genutzt werden (siehe Kapitel 4.3). Anhand der Kommentare ist jedoch ersichtlich, dass die Teilnehmenden 'gar nicht unsicher' als 'sehr sicher' verstanden haben. Beispielsweise schrieb ein/e TeilnehmerIn (ID-72) als Begründung für das Unsicherheits-Rating: *'The density is not as high as other areas but it is also not as low as others either. And there are dots. I see four levels of density: none (i.e., no dots), low density, medium density, high density. I interpret high density to mean high certainty'*.

In diesem Zusammenhang ist es erstaunlich, dass der oder die TeilnehmerIn von Sicherheit statt von Unsicherheit spricht. Der Begriff Sicherheit wurde für Teilnehmende, die eine Unsicherheits-Skala erhielten, nicht genutzt. Abb. 5.6 zeigt, dass dies kein Einzelfall ist. 49 von 104 Teilnehmenden erwähnten in ihren Kommentaren den Begriff Sicherheit oder Unsicherheit. Die Kommentare wurden ausgezählt und offenbarten, dass die Visualisierung für den Begriff Sicherheit 21-mal als sicher beschrieben wurden und dreimal als unsicher. Für den Begriff Unsicherheit wurde die Visualisierung zwölfmal als sicher bezeichnet und dreizehnmal als unsicher.

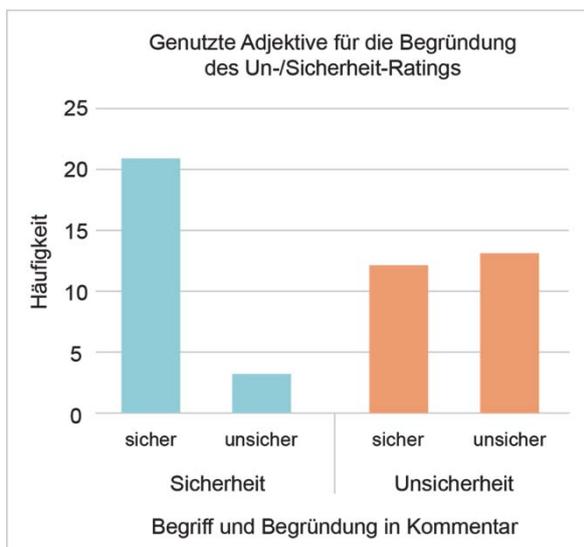


Abb. 5.6: Genutzte Adjektive für die Begründung des Un-/Sicherheits-Ratings, n = 49

Dass Sicherheit im Rahmen des Begriffs Unsicherheit so oft genannt wurde, könnte daran liegen, dass die Formulierung 'gar nicht unsicher' umständlich ist. Wahrscheinlich übersetzten die Teilnehmenden den Ausdruck 'gar nicht unsicher' mental in 'sicher'. Dieses Vorgehen könnte einen aus der kognitiven Psychologie bekannten 'Priming Effekt' auslösen. Priming beschreibt, wie die Wahrnehmung von etwas durch einen vorhergegangenen Stimulus verändert werden kann. Ein solcher Stimulus kann beispielsweise ein Wort, Geruch, Geräusch oder eine Überlegung über etwas sein. Anhand eines solchen Stimulus werden Assoziationen geweckt, die einem schneller in den Sinn kommen als Begriffe, die nichts mit der Assoziation zu tun haben. Diese Assoziationen beeinflussen unterbewusst die Wahrnehmung (GOLDSTEIN 2011). Es gibt viele Studien, die diesen Effekt nachweisen. Als Beispiel wird hier die Studie von HIGGINS et al. (1977) vorgestellt. HIGGINS et al. teilten die Teilnehmenden in zwei Gruppen ein. Die positive Gruppe erhielt Wörter, die jeweils positive oder negative Eigenschaften

eines Menschen beschrieben, und die negative Gruppe erhielt Wörter mit negativen Eigenschaften eines Menschen. Die Teilnehmenden wurden gebeten sich diese Wörter einzuprägen. Anschließend wurde ihnen von der fiktiven Person Donald erzählt, der aktiv auf der Suche nach Abenteuern ist. Die Teilnehmenden wurden gebeten Donald zu beschreiben. Die positive Gruppe beschrieb Donald wesentlich positiver als die Gruppe, die sich negative Begriffe einprägen sollte.

In dieser Studie könnte ein Priming-Effekt vorliegen indem die Teilnehmenden das Konstrukt 'gar nicht sicher' in 'sicher' übersetzten. Dadurch könnten Assoziationen mit dem Begriff Sicherheit die Bewertung der Visualisierung beeinflusst haben. Dies könnte zu einem sicherheitsbetonten Unsicherheits-Rating geführt haben.

5.3.2 Aufgabe 1: Interaktion Begriff mit der Störvariable Sprache

Eine weitere Möglichkeit für das signifikant höhere Sicherheits-Rating anhand des Begriffs Unsicherheit könnten durch Sprachliche Unterschiede verursacht worden sein. Die Störvariable Sprache zeigt, dass ProbandInnen, die die englische Sprachversion der Studie bearbeitet haben, ein signifikant höheres Sicherheits-Rating abgegeben haben, als ProbandInnen der deutschen Sprachversion (siehe Kapitel 4.3.3).

Die Interaktion zwischen Begriff und Sprache ist dabei besonders interessant. Teilnehmende, die das Unsicherheits-Rating auf Englisch durchgeführt haben, bewerteten die Visualisierungen signifikant sicherer (Mdn = 2.54) als Teilnehmende, die das Unsicherheits-Rating auf Deutsch durchführten (Mdn = 2.45). Im Gegensatz dazu wurde für den Begriff Sicherheit kein signifikanter Unterschied des Sicherheits-Ratings zwischen den Sprachversionen festgestellt. Es ist interessant, dass nur der Begriff Unsicherheit und nicht der Begriff Sicherheit von dem Unterschied betroffen ist. Da die zwei Definitionen der Datenqualität innerhalb einer Sprache sehr ähnlich sind (vergleiche Anhang A mit Anhang B), sollten diese nicht der Auslöser für die unterschiedlichen Ratings gewesen sein. Es wird vermutet, dass die Bedeutung des englischen Begriffs 'Uncertainty' nicht eins zu eins mit dem deutschen Begriff 'Unsicherheit' übersetzt werden kann. Auch kulturelle Effekte sind nicht auszuschließen. Die Teilnehmenden, die die englischsprachige Studienversion auswählten, kamen aus 21 Staaten, während die Teilnehmenden, die den deutschsprachigen Fragebogen ausfüllten, aus nur vier benachbarten europäischen Staaten stammen.

5.3.3 Aufgabe 1: Haupteffekt Texturdichte

Die Ergebnisse in Aufgabe 1 zeigen, dass dichter werdende Textur mit einer Zunahme an Datensicherheit assoziiert wird. Desto dichter eine Textur ist, desto sicherer werden die darunterliegenden Daten wahrgenommen, unabhängig von der Texturfarbe oder dem Begriff. Dementsprechend gelten für die Darstellung von sicheren Daten durch Texturdichte dieselben Regeln wie für die Darstellung regulärer Daten: Desto mehr von etwas dargestellt wird, desto dichter soll die Textur sein (ROBINSON 1995, DENT 1999, SLOCUM et al. 2014).

Auch LEITNER und BUTTENFIELD (2000) untersuchten die Darstellung von Datengenauigkeit durch die graphische Variable Textur im Vergleich mit den graphischen Variablen Helligkeit und Sättigung. Sie baten die ProbandInnen den idealen Standort für einen Park und einen Flughafen in einer strukturschwachen Region in einer Karte zu finden. In der Region existieren Feuchtgebiete, deren Lage und Ausbreitung unsicher sind. Gebiete, die sicher als Feuchtgebiet klassifiziert werden können, wurden als sicher markiert. Dazu wurden drei verschiedene

Visualisierungsarten genutzt: dichte und weniger dichte schwarze Texturen, helle und dunkle Flächen oder gesättigte und ungesättigte Farbflächen. Gemessen wurden die Korrektheit der Platzierungen, die Reaktionszeit und die Zuversicht in die eigene Entscheidung. Die Ergebnisse für die Reaktionszeit und die Zuversicht waren nicht signifikant. Die meisten korrekten Antworten wurden anhand heller Flächen getroffen (97 %), gefolgt von dichter Textur (91 %). Die wenigsten korrekten Antworten wurden anhand dunkler Flächen (71 %) und weniger dichter Textur (79 %) getroffen. Das Ergebnis wird so interpretiert, dass dichte Texturen intuitiver für die Darstellung von Datensicherheiten sind als weniger dichte Texturen. Diese Aussage stimmt mit den Ergebnissen dieser Studie und dem kartographischen Standard für Textur überein.

Auch CHEONG et al. (2016) untersuchten Punkttexturen unterschiedlicher Dichte. Sie untersuchten den Einfluss verschiedener Visualisierungsmethoden auf die Entscheidungsfindung. Anhand eines Waldbrandszenarios sollten die Teilnehmenden entscheiden ob sie ihr Haus, das innerhalb der Gefahrenzone liegt, verlassen oder nicht. Dazu erhielten die Teilnehmenden Karten, in denen die Ausbreitung des Großflächenbrandes sowie die wahrscheinlichen Ausbreitungszonen dargestellt waren. Oder die Teilnehmenden erhielten eine Textinformation, die sagte wie wahrscheinlich es ist, dass das Feuer zum Haus vorstoßen wird. Der Standort des Hauses wurde in den Karten durch ein Kreuz markiert. Die Wahrscheinlichkeit wurde in den Karten durch verschiedene Farbabstufungen, Helligkeiten, Transparenz oder Texturdichte dargestellt (siehe Abb. 5.7).

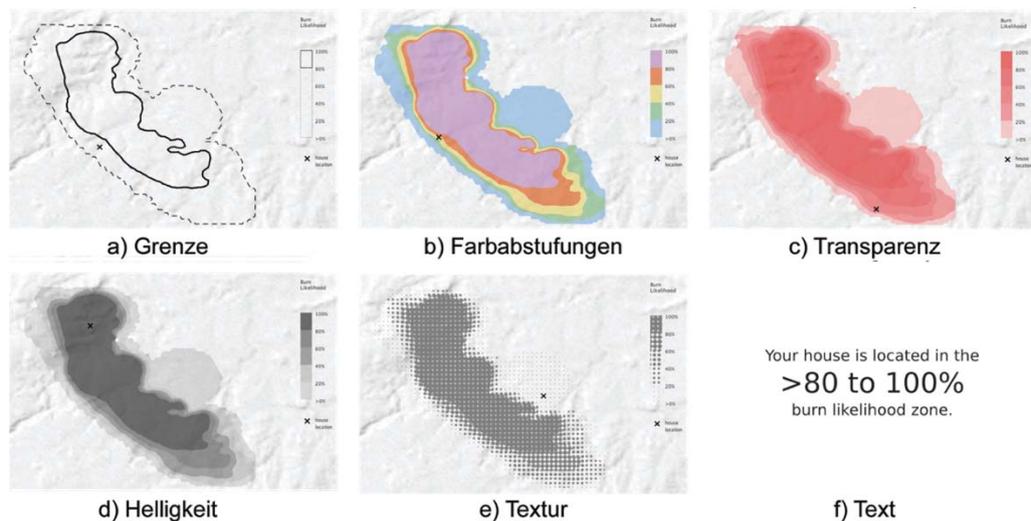


Abb. 5.7: Visualisierungsmethoden der Brandwahrscheinlichkeit durch a) Grenzen (Kontroll-Karte), b) Farbabstufungen, c) Transparenz, d) Helligkeit, e) Texturdichte oder f) Text (CHEONG et al. 2016: Figure 1)

In der Studie von CHEONG et al. (2016) wurde die Texturdichte durch die Größe der Punkte bestimmt. Größere Punkte beschreiben eine erhöhte Brandwahrscheinlichkeit und kleinere Punkte eine niedrigere Brandwahrscheinlichkeit. Ähnlich wie die Texturen in dieser Studie verändert die Variation der Punktgröße das Verhältnis des Farbauftrags auf einer Fläche. CHEONG et al. (2016) bestimmten ob eine Visualisierungsmethode gut funktioniert oder nicht anhand des Verhältnisses zwischen Brandwahrscheinlichkeit und der Entscheidungen. Die besten Entscheidungen wurden anhand der Textinformation getroffen und die schlechtesten Entscheidungen anhand der Visualisierung durch Textur. Jedoch zeigte keine der Visualisierungen ein signifikant anderes Ergeb-

nis als die Kontroll-Visualisierung durch linienhafte Grenzen (siehe Abb. 5.7a). Die Teilnehmenden wurden außerdem gefragt, welche Visualisierungsmethode sie für die Aufgabe bevorzugen würden. Die Farbabstufung war die beliebteste und Textur die unbeliebteste Methode. In einem zweiten Experiment ließen CHEONG et al. (2016) die Teilnehmenden dieselbe Entscheidung unter Zeitstress treffen. In diesem Fall wurden die besten Entscheidungen anhand von Farbabstufungen und am zweitbesten anhand von Texturen getroffen. Diese Ergebnisse unterschieden sich signifikant von der Kontroll-Visualisierung. Trotzdem wurde Textur wieder als unbeliebteste Visualisierungsmethode gewählt. Letzteres Ergebnis von CHEONG et al. zeigt, dass dichtere Texturen geeignet sind, um Brandwahrscheinlichkeiten zu visualisieren. Die geringe Beliebtheit der Texturen steht im Widerspruch zu den Aussagen von MACEACHREN (1998) sowie RETCHLESS und BREWER (2016). In diesen beiden Studien war die Visualisierung Textur sehr beliebt. Die Studien von MACEACHREN (1998) sowie RETCHLESS und BREWER (2016) unterscheiden sich jedoch in einem wesentlichen Punkt von der Studie von CHEONG et al. (2016). CHEONG et al. untersuchten nicht das Kartenleseverständnis sondern die Entscheidungsfindung.

Vergleicht man die Studien, die quantitative Texturen für die Darstellung von Datenqualität testeten, fällt auf, dass jede Studie andere Texturvariationen testete (siehe Abb. 5.8). Texturen können in verschiedenen Dimensionen verändert werden. Punkttexturen können beispielsweise in der Punktausrichtung, Punktgröße, Punktdichte und Punktanordnung variieren (MACEACHREN 1995). Hinzu kommt die Veränderung der Texturfarbe. MACEACHREN et al. (2012) veränderte die Körnung (Dichte und Größe) der Linientextur, RETCHLESS und BREWER (2016) veränderten die Abstände und die Farbe der Linientextur. Bei den Punkttexturen veränderten RETCHLESS und BREWER die Texturfarbe sowie die Punktanordnung. CHEONG et al. (2016) variierten die Punktgrößen.



Abb. 5.8: Variationen getesteter quantitativer Texturen, a) Körnung (MACEACHREN et al. 2012), b) Liniendichte, c) Punktgröße und Punktanordnung (RETCHLESS und BREWER 2016), d) Punktgröße (CHEONG et al. 2016)

Was bei RETCHLESS und BREWERS (2016) Linientextur überrascht, ist, dass diese mit abnehmender Sicherheit an Dichte zunimmt. Es zeigte sich, dass von allen acht Visualisierungsmethoden, die RETCHLESS und BREWER testeten, diese Liniensignaturen die unbeliebteste war. Diese Studie zeigt, dass sichere Daten mit dichteren Texturen assoziiert werden und unsichere Daten mit weniger dichten Texturen, unabhängig von der Texturfarbe. Die Unbeliebtheit der Linientextur in RETCHLESS und BREWERS Studie könnte demnach dadurch zustande gekommen sein, dass der Verlauf der Texturdichte nicht der Assoziation entspricht.

In Übereinstimmung mit anderen Studien wird der Schluss gezogen, dass dichtere Texturen für mehr Sicherheit stehen.

5.3.4 Aufgabe 1: Interaktion Begriff und Textur

KOSSLYNS (2006) Aussage über Visualisierungen 'mehr ist mehr' impliziert, dass viel von etwas immer durch viel von etwas dargestellt wird (siehe Kapitel 2.5). Aber gilt das auch für gegensätzliche Begriffe? Wird mehr Unsicherheit oder mehr Sicherheit jeweils durch mehr von etwas dargestellt, das heißt, sind die Darstellungen identisch? Dazu wird im Folgenden die Interaktion zwischen der Texturdichte und dem Begriff analysiert.

Damit die Ratings für Unsicherheiten und Sicherheiten statistisch vergleichbar sind, wurden die Ergebnisse des Unsicherheits-Ratings in das Sicherheits-Rating transformiert (siehe Kapitel 4.3). Wenn man beide Ratings ohne Transformation in einem Diagramm gegenüberstellt (siehe Abb. 5.9), wird ersichtlich, dass Flächen mit dichter Textur als 'gar nicht unsicher' wahrgenommen wurden und Flächen ohne Textur als 'sehr unsicher'.

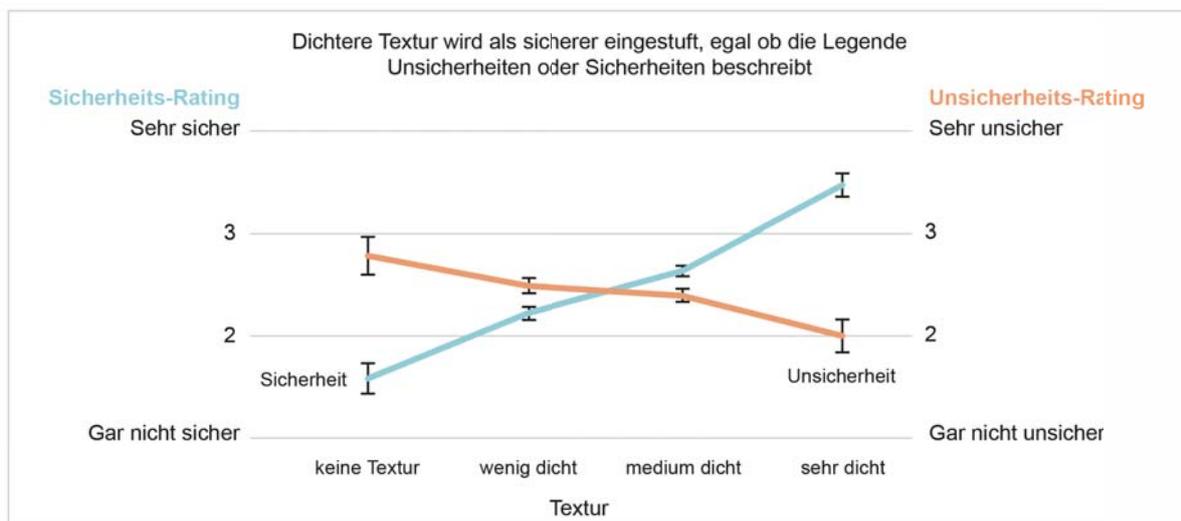


Abb. 5.9: Interaktion zwischen den Begriffen Unsicherheit und Sicherheit und den verschiedenen Texturdichten anhand von Sicherheits-Rating (blau) und Unsicherheit-Rating (orange). Die Begründung zur Visualisierungsmethode entspricht der aus Abb. 4.10. Mittelwert ± 1 Standardfehler

Folglich wird Textur als sicher (gar nicht unsicher) wahrgenommen, egal ob die Textur in der Legende mit Sicherheit oder Unsicherheit beschriftet wird. Mehr Unsicherheit wird durch weniger Textur dargestellt. KOSSLYNS (2006) Behauptung, dass graphisch mehr von etwas dargestellt werden muss, um mehr von etwas zur repräsentieren, gilt demnach nicht für die Darstellung von Datenqualität durch Punkttexturen.

Auch MACEACHREN et al. (2012) untersuchten verschiedene graphische Variablen auf ihre Assoziation mit den Begriffen Sicherheit und Unsicherheit. Sie gaben den Teilnehmenden Legenden, die den Verlauf von sicher zu unsicher anhand von drei Versionen einer graphischen Variable zeigen. Die Teilnehmenden sollten anhand dieser Legenden sagen, wie logisch sie diese Visualisierung finden (siehe Kapitel 2.5.1). Jede der elf graphischen Variablen wurde zweimal in umgekehrter Reihenfolge getestet (siehe Abb. 5.10, Textur wird von MACEACHREN et al. (2012) als 'grain' bezeichnet). Auch die graphische Variable Textur wurde getestet. Die Textur wurde in Liniengröße und Liniendichte variiert (siehe Abb. 5.8a). Einmal standen die dicken, weniger dichten Linien für Sicherheit und das zweite Mal für Unsicherheit. Die Version, die Unsicherheit durch grobe Textur mit dicken Linien darstellte, wurde als etwas logischer bewertet als die Version, die Unsicherheit durch die feine Textur

mit dünnen Linien zeigte. Jedoch wurde keine der zwei Versionen im Vergleich zu den anderen elf graphischen Variablen als besonders intuitiv eingestuft. Textur wurde weniger intuitiv bewertet als Unschärfe, Position, Helligkeit, Anordnung, Größe und Transparenz. Da die Unterschiede der Texturen zueinander nicht signifikant sind, kann der Unterschied nur bedingt diskutiert werden. Ein Vergleich mit der Studie von MACEACHREN et al. (2012) zeigt, dass auch hier dichte Textur tendentiell mehr mit Sicherheit assoziiert wurde. Dies entspricht unseren Ergebnissen, dass dichtere Textur als sicher interpretiert wird.

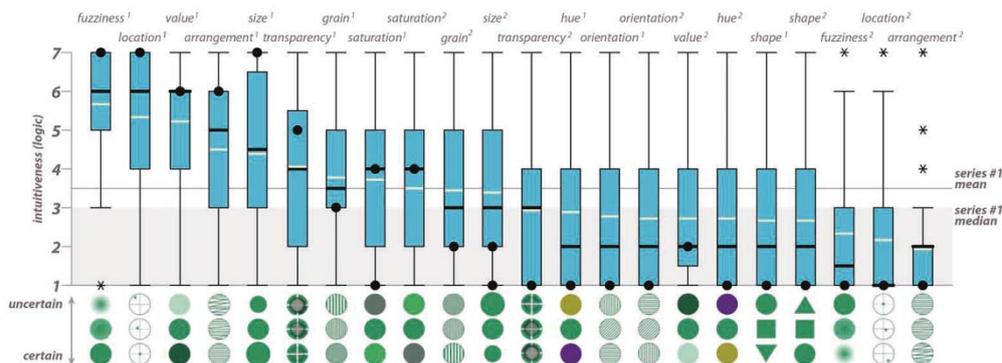


Abb. 5.10: Ergebnisse der Logik-Einschätzung der graphischen Variablen für die Darstellung von Unsicherheiten und Sicherheiten aus der Studie von MACEACHREN et al. (2012). Der Mittelwert der Boxplots ist durch eine schwarze Linie dargestellt, der Median als graue Linie und der Modus als schwarzer Punkt. Textur wird hier als 'grain' bezeichnet (MACEACHREN et al. 2012: Figure 4)

Gibt es einen Grund dafür, dass dichtere Punktt Texturen mit mehr Sicherheit assoziiert werden? Aus Kapitel 5.2 geht hervor, dass die Texturfarbe keinen Einfluss auf das Sicherheits-Rating hat. Daher kann davon ausgegangen werden, dass Helligkeitsunterschiede, die durch die Textur erzeugt werden, nicht mit der Datenqualität assoziiert werden. Die Argumentation auf Basis der graphischen Variable Helligkeit entfällt daher.

Einen anderen Hinweis liefern die Kommentare. Hier kommentierten 19 Teilnehmende (18 %), dass sie in der Textur Datenpunkte oder Messstationen erkennen. Sie argumentieren, dass die Sicherheit der Daten bei mehr Messstationen zunimmt. Interessant ist, dass diese Kommentare nicht nur von GeographInnen, GeomatikerInnen und KartographInnen stammen, sondern auch von Teilnehmenden aus fachfremden Gebieten wie dem Gesundheitswesen, der IT, Lehre, Sozial- und Geisteswissenschaften und der Chemie (siehe Abb. 5.11). Natürlich stehen weder die Anzahl der Punkte für die Anzahl der vorgenommenen Messungen noch entspricht die Verteilung der Messstationen der Verteilung der Punkte. Dennoch ist diese Assoziation interessant und passt zu dem Ergebnis, dass dichtere Texturen mit mehr Punkten für mehr Sicherheit, aber nicht für mehr Unsicherheit stehen.

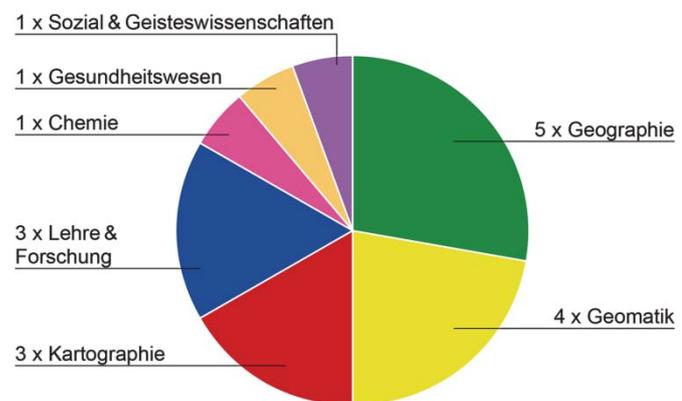


Abb. 5.11: Die Kommentare, dass Punkte als Messpunkte verstanden werden, kamen von Teilnehmenden verschiedener Fachgebiete

Im Gegensatz dazu kommentierten sechs andere Teilnehmende, dass sie Texturen mit unsichere Daten assoziieren, da Texturen die Daten verdecken. Das heißt, umso dichter die Punkte sind, desto weniger kann man die eigentliche Information ablesen. MCGRANAGHAN (1993) schlägt vor unsichere Daten visuell uneindeutig darzustellen indem die verdeckt oder maskiert werden. Dadurch wird das Lesen der eigentlichen Daten mit zunehmender Unsicherheit erschwert. Sechs ProbandInnen in dieser Studie unterstützen diese Aussage.

Die Sicherheits-Ratings für verschiedene Texturdichten in Interaktion mit den Begriffen Unsicherheit und Sicherheit sind signifikant unterschiedlich (siehe Abb. 5.12). Das bedeutet, dass die Texturdichten anhand der Begriffe Sicherheit und Unsicherheit unterschiedlich wahrgenommen wurden. Für den Begriff Unsicherheit wurden durchschnittliche Ratings zwischen 2.2 und 3.0 abgegeben. Für den Begriff Sicherheit wurden durchschnittliche Ratings zwischen 1.6 und 3.5 abgegeben. Mit zunehmender Texturdichte nimmt das Sicherheits-Rating für Sicherheit deutlich stärker zu als das für Unsicherheit. Bei medium dichter Textur sind die Mittelwerte beider Begriffe mit einem Durchschnitt von 2.6 identisch. Nach diesem Schnittpunkt steigt das Rating für Unsicherheit nur noch leicht bis zu einem Durchschnitt von 3.0. Für den Begriff Sicherheit steigt das durchschnittliche Sicherheits-Rating im Gegensatz dazu drastisch von 2.6 auf 3.5 an. Die Kontraste zeigen signifikante Unterschiede zwischen allen Abstufungen, außer für sehr dichte Textur. Dieses Ergebnis kann so interpretiert werden, dass dichtere Textur für den Begriff Sicherheit mit einer größeren Zunahme an Sicherheit assoziiert wird als für den Begriff Unsicherheit.

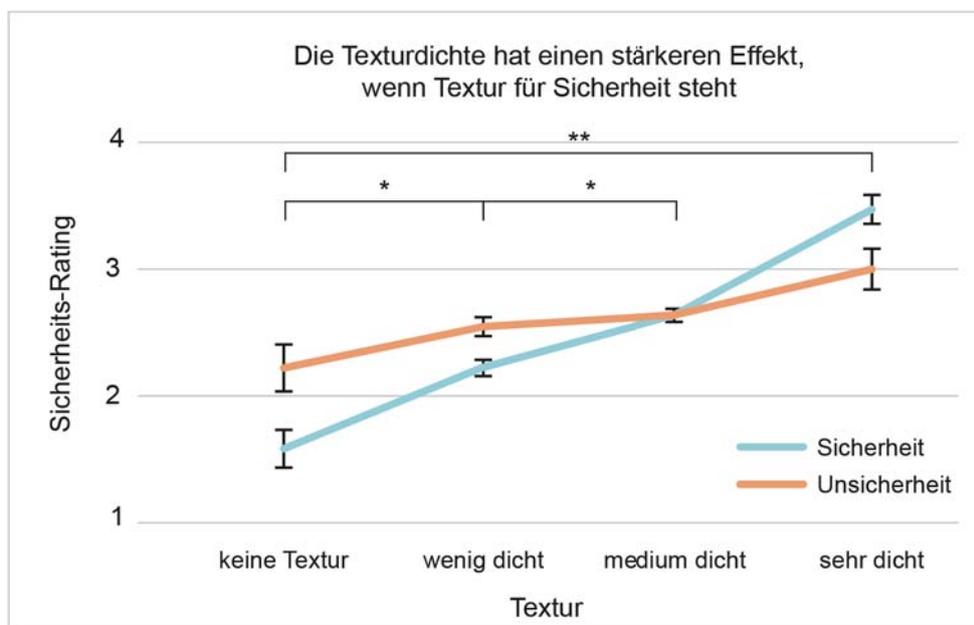


Abb. 5.12: Wiederholung von Abb. 4.10: Interaktion zwischen den Begriffen Unsicherheit und Sicherheit und den verschiedenen Texturdichten. Die Begründung zur Visualisierungsmethode entspricht der aus Abb. 4.10. Mittelwert \pm 1 Standardfehler

Den geringeren Anstieg des Unsicherheits-Ratings, könnte man als die von JOHNSON (1973) erwähnte Stauchung verbaler Unsicherheitsausdrücke interpretieren. In seiner Studie wurden die Teilnehmenden darum gebeten

verbalen Wahrscheinlichkeitsangaben numerische Prozente zuzuordnen. Es zeigte sich, dass Ausdrücke der Unsicherheit insgesamt einen geringeren Bereich der Werteskala abdeckten als Ausdrücke der Sicherheit.

BUDESCU et al. (2009) untersuchten ähnlich wie JOHNSON (1973) wie verbale Wahrscheinlichkeitsangaben eingeschätzt werden. Sie untersuchten außerdem Wahrscheinlichkeitsangaben mit doppelter Verneinung (z.B. "*It is unlikely that there has not been ...*" (BUDESCU et al. 2009: 301)). Sie entnahmen Wahrscheinlichkeitsstatements aus einem IPCC-Report und zeigten diese den Teilnehmenden. Anhand dieser Sätze gaben die Teilnehmenden ihre Einschätzung ab, welchem numerischen Wert die verbale Wahrscheinlichkeitsangabe entspricht. Dazu wurden sie gebeten auf digitalen Schiebereglern das untere und obere Limit sowie die beste exakte Einschätzung anzugeben. SMITHSON et al. (2012) setzten die Analyse der Ergebnisse von BUDESCU et al. fort. Sie fanden heraus, dass die Varianz der Wahrscheinlichkeitsangaben sich erhöhte, wenn eine Verneinung, wie z.B. nicht wahrscheinlich, mit einbegriffen war. Bei doppelter Verneinung war die Varianz besonders hoch. In dieser Studie ist die doppelte Verneinung zwar nicht Teil der Frage, jedoch Teil der Antwortmöglichkeiten. Im Vergleich der Varianzen des Sicherheits-Ratings nach Texturdichte und Begriff ist ersichtlich, dass auch in dieser Studie die Varianz für den Begriff Unsicherheit immer höher ist als die Varianzen für den Begriff Sicherheit (siehe Tabelle 5-1). Beide Begriffe zeigen an den Rating-Extremen die größte Varianz, was sich darauf zurückführen lässt, dass gegensätzliche Entscheidungen an den Extremen zu extremeren Unterschieden führt. Dennoch ist ersichtlich, dass für den Begriff Sicherheit das Rating weniger gestreut hat als für Unsicherheit. Ich vermute daher, dass das Rating für den Begriff Unsicherheit durch die einfache und die doppelte Verneinung in der Rating-Skala beeinflusst wurde.

Tabelle 5-1: Varianzen der Sicherheits-Ratings der einzelnen Texturdichten in Relation zum Begriff

	VAR(keine Textur)	VAR(wenig dicht)	VAR(medium dicht)	VAR(sehr dicht)
Sicherheit	0,65	0,14	0,21	1,16
Unsicherheit	1,27	0,24	0,29	1,73

Ein weiteres Argument für die signifikant andere Bewertung der verschiedenen Texturdichten für die Begriffe Sicherheit und Unsicherheit könnte der Framing Effekt bieten. Menschen beurteilen Information anders, wenn diese anders formuliert wird (TVERSKY u. KAHNEMAN 1981). Insbesondere durch positive und negative Formulierungen können unterschiedliche Assoziationen geweckt werden (siehe Kapitel 2.6) (LEVIN et al. 1998). Beispielsweise wird die Qualität und der Geschmack von ein und demselben Fleischprodukt besser bewertet, wenn dieses als 75 % mager ausgeschrieben wird statt mit 25 % Fettgehalt (LEVIN u. GAETH 1988). Die Kommunikation desselben Inhalts durch eine negative Formulierung kann demnach zu völlig anderen Schlussfolgerungen führen. Als klassisches Beispiel werden oft die Aussagen "John ist nicht klug" im Gegensatz zu "John ist dumm" genannt. Die erste Formulierung wird als höflicher empfunden als die zweite, obwohl die Aussagen logisch identisch sind (SCHUL 2011). Begriffe werden aber nicht rein logisch betrachtet und können unsere Meinung beeinflussen. SHER und MCKENZIE (2006) begründen die unterschiedliche Reaktion auf gegenteilige Formulierungen damit, dass bestimmte Worte direkt mit Problemen assoziiert werden (Priming). Das jeweilige Gegenteil würde Problem-Assoziationen gar nicht erst hervorrufen (SHER u. MCKENZIE 2006).

MACEachREN (1992) schlug vor, die Abstände der Linien einer Textur mit zunehmender Unsicherheit größer werden zu lassen. Diesen Vorschlag können wir anhand der Ergebnisse von Aufgabe 1 bestätigen. Je dichter eine Textur ist, umso sicherer erscheint sie. Dies gilt auch, wenn die Legende Unsicherheiten beschreibt: Je dichter eine Textur ist, desto weniger unsicher sind die Daten. 18 % der Teilnehmenden bezeichneten die Punkte der Textur als Datenpunkte. Sie argumentierten, dass mehr Punkte mehr Messungen entspricht, wodurch die Genauigkeit zunimmt. Die doppelte Verneinung der Unsicherheits-Ratingskala erhöhte die Varianz der Rating-Skala.

5.3.5 Aufgabe 2: Haupteffekt Textur

Flächen mit Textur wurden signifikant häufiger für sicher befunden als Flächen ohne Textur (siehe Kapitel 4.4). Dies bedeutet, dass Texturen völlig unabhängig von Texturdichte oder Texturfarbe für sichere Datenqualität stehen. Dieses Ergebnis war auch anhand der Kommentare von 15 ProbandInnen zu sehen, die Punkttexturen als Merkmal für Sicherheit beschrieben. Hingegen sagten nur fünf ProbandInnen, dass sie Punkttexturen mit Unsicherheiten assoziieren. 20 ProbandInnen sahen in den Punkttexturen Messpunkte und 25 weitere Teilnehmende beschrieben Punktdichte als Grund für ihre Entscheidung. Dies wird als Lerneffekt und/oder Priming aus Aufgabe 1 interpretiert, denn die Punktdichte wurde in Aufgabe 2 nicht variiert (siehe Kapitel 3.5.2).

MACEachREN et al. (1998) untersuchten die Darstellung der Datenzuverlässigkeit von Todesraten in Karten der USA durch die graphischen Variablen Textur und Helligkeit auf das Leseverständnis. Die Linien der getesteten Linientextur waren längs in eine schwarze und eine weiße Hälfte geteilt. Dadurch hatte die Textur auf jedem Hintergrund einen guten Kontrast. Textur symbolisierte nicht zuverlässige, das heißt unsichere Daten (siehe Abb. 2.7). Die Teilnehmenden beantworteten Fragen zum Leseverständnis und zur Mustererkennung der Todesraten und Datenzuverlässigkeit. Aus den Ergebnissen ging hervor, dass die graphische Variable Textur weder das Leseverständnis der Karte noch die Mustererkennung einschränkt. Auch bevorzugten die Teilnehmenden die Linientexturen vor der Aufhellung der Farbinformation.

Das Ergebnis von MACEachREN (1998) widerspricht den Ergebnissen dieser Studie. Sichere Daten wurden in dieser Studie mit Textur assoziiert. Auch RETCHLESS und BREWER (2016) nutzten diese zweifarbige Linientextur in ihrer Studie, allerdings in quantitativer Form (siehe Abb. 5.8b). Ähnlich wie in MACEachRENS (1998) Studie erzielten Linientexturen gute Ergebnisse, aber sie wurden als sehr unbeliebt eingestuft.

Texturen werden in der Praxis häufig qualitativ eingesetzt. So kommen qualitative Texturen in den Klimareporten des IPCC (2014), der EEA (2017) oder dem US-Klimareport (MELILLO et al. 2014) oft zum Einsatz. Qualitative Punkttexturen stehen hier oft für Sicherheit, Modellübereinstimmung oder signifikante Ergebnisse (siehe Kapitel 2.5.1).

5.3.6 Aufgabe 2: Interaktion Begriff und Textur

Textur wird signifikant häufiger mit Sicherheit als mit Unsicherheit assoziiert. Wird qualitative Textur für die Darstellung von Datenqualität eingesetzt, sollte die Textur sichere Daten beschreiben. Texturfreie Bereiche

werden weder signifikant als sicher noch als unsicher wahrgenommen. Trotzdem ist zu erkennen, dass nicht vorhandene Textur tendenziell mit mehr Unsicherheit verbunden wird.

Da es in Aufgabe 2 keine Rating-Skalen gab, entfiel hier die doppelte Verneinung für den Begriff Unsicherheit. Somit kann die Störvariable der doppelten Verneinung in Aufgabe 2 keinen Einfluss gehabt haben.

Werden Texturen qualitativ eingesetzt um Datenqualität zu visualisieren, ist der texturfreie Bereich nicht eindeutig definiert. Dies könnte auch der Grund sein, warum die Darstellung von unzuverlässigen Daten durch texturfreie Flächen in der Studie von MACEACHREN (1998) gut funktioniert hat (siehe Kapitel 5.3.5).

Aufgabe 2 sollte untersuchen, ob Texturen qualitativ mit Sicherheit assoziiert werden. Es konnte bestätigt werden, dass Texturen signifikant für sichere Daten stehen. Dies bestätigt DENTS (1972) Aussage, dass Punkttexturen als Figur angesehen werden, wenn diese die Hälfte des Kartenbildes bedeckt. Die texturfreie Hälfte des Kartenbildes müsste demnach in den Hintergrund treten. Jedoch konnte den Flächen ohne Textur in dieser Studie keine signifikante Bedeutung zugeordnet werden. Der Widerspruch der Ergebnisse von Aufgabe 2 zu den Ergebnissen von MACEACHREN (1998) erfordert weitere Forschung.

Die Ergebnisse von Aufgabe 1 zeigen, dass dichtere Textur signifikant mit Sicherheit assoziiert wird, auch wenn der Begriff Unsicherheit die Textur beschreibt. Anhand dieser Erkenntnis kann Hypothese H2 nicht bestätigt werden. Dichtere Punkttexturen werden mit mehr Sicherheit assoziiert, aber weniger dichte Texturen werden entgegen der Erwartungen mit mehr Unsicherheit assoziiert (siehe Kapitel 2.8).

Es wurde festgestellt, dass die Sicherheits- und Unsicherheits-Ratings der Texturdichten nicht gespiegelt werden können. Die Vermutung, dass die Sprache einen signifikanten Einfluss auf das Rating haben könnte, wurde bestätigt. Weitere Einflüsse auf das Unsicherheits-Rating durch die doppelte Verneinung (MARTIN 2008, BUDESCU et al. 2009, RETCHLESS u. BREWER 2016) sowie die andere Skalierung unsicherer und sicherer Begriffe sind nicht ausgeschlossen (JOHNSON 1973).

Ein unerwartetes Ergebnis ist, dass viele Teilnehmende die Texturpunkte mit Mess- oder Datenpunkten assoziierten. Dies würde die Verbindung zwischen Punkttexturen und sicheren Daten logisch begründen. Die qualitativen Texturen bestätigen, dass Textur für Sicherheit steht, auch unabhängig von der Texturdichte. Nur der Begriff Unsicherheit scheint nicht eindeutig mit der Abwesenheit von qualitativer Textur verbunden zu sein.

5.4 Kritische Betrachtung dieser Arbeit

Diese Studie hat gezeigt, dass Textur und Texturdichte mit Sicherheit assoziiert wird, unabhängig davon, welcher Begriff die Legende beschreibt. Es wurde auch festgestellt, dass die Texturfarbe entgegen aller Erwartungen keinen Einfluss auf das Sicherheits-Rating hat. Um eine umfassende Bewertung der Ergebnisse zu ermöglichen, werden die Methoden dieser Studie im Folgenden kritisch hinterfragt.

Diese Studie wurde nicht unter einheitlichen Laborbedingungen durchgeführt, sondern als Onlinestudie, das heißt, die Teilnehmenden nutzten ihr eigenes Endgerät in einer Umgebung und zu einem Zeitpunkt ihrer Wahl. Die Nutzung unterschiedlicher Monitore führt dazu, dass die Farben der Karten variiert angezeigt wurden.

REIPS (2000) sieht diese Variation allerdings nicht als Problem an, sondern als Vorteil. Die Studie ist durch diese zufälligen Umstände viel näher an der Realität. MARTIN (2008) sagt, dass die Kontrolle vieler Variablen, z.B. Lichteinfall, einheitliche Monitore, Tastatur, Betriebssystem, Raumtemperatur oder Tageszeit dazu führt, dass die anschließenden Ergebnisse an Generalisierbarkeit verlieren. Damit die Karten und der Hidden Patterns Test korrekt angezeigt wurden, wurden die Teilnehmenden gebeten keine Mobiltelefone zu nutzen. Da onlineumfragen.com aufzeichnet mit welchem Gerätetyp die Umfrage durchgeführt wird, ist ersichtlich, dass die Bitte von allen Teilnehmenden eingehalten wurde.

Die doppelte Verneinung der Unsicherheits-Skala könnte die Teilnehmenden zusätzlichen kognitiven Aufwand gekostet haben. Ein erhöhter kognitiver Aufwand kann durch eine längere Reaktionszeit festgestellt werden. Diese konnte jedoch aufgrund technischer Probleme mit der Onlineplattform nicht ausgewertet werden (siehe Kapitel 4.3). Es ist daher nicht quantifizierbar, wie groß der Einfluss der doppelten Verneinung war.

Eine weitere Einschränkung dieser Studie könnte dadurch zustande gekommen sein, dass manche Teilnehmenden sich nicht sicher waren, ob sie die Aufgaben richtig verstanden hatten. Beispielsweise schrieb ein/e TeilnehmerIn (ID-81): *"Again, due to the spacing of the dots. It is unclear just exactly what is being viewed here. Do the dots represent sampling points?"*. Anhand der meisten Kommentare und des konsistenten Ratings ist jedoch ersichtlich, dass die Teilnehmenden trotz etwaiger Verunsicherungen logisch argumentieren. Dennoch könnte die Verunsicherung die Entscheidungen beeinflusst haben.

Weiterhin könnte die Menge an Karten (28 pro TeilnehmerIn) und die Länge der Studie (ca. 25 bis 30 Minuten) die Teilnehmenden verärgert haben. Die Menge an Karten ließ sich jedoch nicht reduzieren, da sonst der Einfluss der Hintergrundfarbe nicht systematisch hätte ausgeschlossen werden können.

Eine andere Einschränkung stellt die Reihenfolge von Aufgabe 1 und Aufgabe 2 dar. In Aufgabe 2 kommentierten viele Teilnehmende, dass die Texturdichte Grund für ihre Wahl gewesen sei. Dies ist erstaunlich, da die Textur in Aufgabe 2 nicht in der Dichte variiert wurde. Der Verdacht liegt nahe, dass die Teilnehmenden in Aufgabe 1 gelernt haben, dass Texturdichte mit der Datenqualität in Verbindung steht. Diese Vermutung könnten sie dann auf Aufgabe 2 übertragen haben. Es wäre besser gewesen, auch die Reihenfolge von Aufgabe 1 und 2 zu randomisieren.

6 Schlusswort und Ausblick

Das Ziel dieser Studie war es herauszufinden, ob die kartographischen Standards 'je dunkler, desto mehr' und 'je dichter, desto mehr' auch für die Visualisierung von Datensicherheit und -unsicherheit gelten. Dazu wurde eine Onlinebenutzerstudie durchgeführt, die anhand einer neuen Visualisierungsmethode die graphischen Variablen Helligkeit und Textur systematisch untersucht hat.

Die neue Visualisierungsmethode simuliert anhand weißer und schwarzer Punkttexturen verschiedener Dichtegrade Helligkeiten im Kartenbild. Diese Methode basiert auf den Erkenntnissen anderer Studien zur Visualisierung von Unsicherheiten, die zeigen, dass Helligkeiten besonders intuitiv mit Unsicherheiten assoziiert werden und Texturen besonders gut abgelesen werden können. Durch den Farbauftrag einer schwarzen Textur, werden Flächen abgedunkelt und weiße Texturen hellen dunklere Hintergrundflächen auf. Die Veränderung der Texturdichte führt Intensivierung der Abdunklung oder Aufhellung.

Es haben 104 Personen an der vorliegenden Studie teilgenommen, die in englischer und deutscher Sprache angeboten wurde. Die Teilnehmenden wurden zwei Gruppen zugeordnet. Eine Gruppe bewertete die Sicherheit der Texturen und die andere Gruppe bewertete die Unsicherheit der Texturen. Die strikte Trennung der beiden Gruppen ermöglicht es, die Assoziationen der Texturen mit den Begriffen Sicherheit und Unsicherheit einzeln zu betrachten. Es gab insgesamt zwei Aufgaben. In Aufgabe 1 bewerteten die Teilnehmenden das Aussehen der Punkttexturen anhand eines vierstufigen Sicherheits- und Unsicherheits-Ratings. In Aufgabe 2 wählten die Teilnehmenden aus, ob sie die Punktfarbe oder die qualitative Textur mit dem Begriff Sicherheit oder Unsicherheit assoziieren.

Die Ergebnisse zeigen, dass die Texturfarbe keinen Einfluss auf das Sicherheits- und Unsicherheits-Rating hat. Die simulierten Helligkeitsunterschiede wurden nicht wahrgenommen. Dies könnte daran liegen, dass die Textur zu grob aufgelöst war. In Aufgabe 2 wurde Texturfarbe so selten als Sicherheits- oder Unsicherheitsmerkmal gewählt, dass die Unterschiede durch schwarze und weiße Textur statistisch nicht auswertbar waren. Somit kann anhand dieser Studie keine Aussage zur Beziehung zwischen den Begriffen Sicherheit und Unsicherheit zur graphischen Variable Helligkeit gemacht werden. Die Frage, ob der kartographische Standard 'je dunkler, desto mehr' für die graphischen Variablen Sicherheit und Unsicherheit gilt, steht demnach weiterhin offen.

Die Annahme, dass der kartographische Standard für Textur 'je dichter, desto mehr' für die Darstellung von Sicherheit und Unsicherheit gilt, konnte nicht bestätigt werden. Aufgabe 1 zeigt, dass dichtere Texturen mit mehr Sicherheit assoziiert und weniger dichte Texturen mit mehr Unsicherheit assoziiert werden. Flächen mit dichter Textur wurden oft als 'sehr sicher' oder 'gar nicht unsicher' bewertet. Flächen ohne Textur wurden vermehrt als 'gar nicht sicher' oder 'sehr unsicher' wahrgenommen. Der kartographische Standard gilt demnach für die Visualisierung von Sicherheit durch Texturdichte, aber nicht für die Visualisierung von Unsicherheit durch Texturdichte. Dichtere Texturen werden immer mit Sicherheit assoziiert, unabhängig davon, ob die Legende die Texturen mit Sicherheit oder Unsicherheit beschreibt.

Trotz des sich kreuzenden Sicherheits- und Unsicherheits-Ratings, sind die Ratings nicht uneingeschränkt spiegelbar. Texturen, die anhand des Begriffs Unsicherheit bewertet wurden, wurden durchschnittlich als sicherer

bewertet als Texturen, die anhand des Begriffs Sicherheit bewertet wurden. Diese könnten anhand der doppelten Verneinung im Unsicherheits-Rating zustande gekommen sein und/oder durch die zwei Sprachversionen. Teilnehmende, die die englische Sprachversion nutzten, gaben für den Begriff Unsicherheit ein signifikant sichereres Rating ab, als Teilnehmende, die die deutsche Sprachversion nutzten. Ich vermute, dass der englische Begriff 'Uncertainty' anders konnotiert ist als die deutsche Übersetzung 'Unsicherheit'.

Aufgabe 2 zeigt, dass auch qualitative Textur mit Sicherheit assoziiert wird. Die Flächen ohne Textur werden allerdings nicht eindeutig als sicher oder unsicher wahrgenommen. Einen Hinweis darauf, weshalb Punkttexturen als sicher bewertet werden, könnten die Kommentare geben: 18 Teilnehmende kommentierten in Aufgabe 1 und 20 Teilnehmende in Aufgabe 2, dass sie die Texturpunkte als Datenpunkte oder Messstationen ansahen. Gemäß dieser Logik werden die Daten mit einer Zunahme an Messungen sicherer.

Zusammenfassend kann anhand dieser Studie gezeigt werden, dass Texturen mit dem Begriff der Datensicherheit assoziiert werden. Wird eine Punkttextur dichter, so wird dies als eine Zunahme an Datensicherheit interpretiert. Dabei ist es irrelevant, ob die Texturen in der Legende durch den Begriff Sicherheit oder Unsicherheit beschrieben werden. Werden die Texturen in der Legende jedoch durch den Begriff Unsicherheit beschrieben, so werden die Texturen als sicherer wahrgenommen, als wenn die Texturen in der Legende durch den Begriff Sicherheit beschrieben werden. Ein Grund dafür, weshalb Punkttextur mit Sicherheit assoziiert wird, ist, dass die Punkte der Textur als Messpunkte interpretiert werden.

Damit gilt der kartographische Standard 'je dichter, desto mehr' für den Begriff Sicherheit, aber nicht für den Begriff Unsicherheit. Eine zunehmende Texturdichte wird demnach mit Datensicherheit assoziiert. Bei einer grob aufgelösten Textur, ist es nicht entscheidend, ob die Texturfarbe schwarz oder weiß ist.

Die Texturfarbe hat keinen Einfluss auf die Assoziation mit Sicherheit. Dieses Ergebnis ist wahrscheinlich darauf zurückzuführen, dass die simulierten Helligkeitsunterschiede durch die Textur von den Teilnehmenden nicht als solche wahrgenommen wurden. Anhand dieser Studie können demnach keine Aussagen über die Zusammenhänge Unsicherheit und die graphische Variable Helligkeit gemacht werden.

Über die Erwartungen der empirischen Untersuchung hinaus, wurde im Verlauf dieser Arbeit die Anzahl der Karten in den aktuellen Klimareports ermittelt (siehe Kapitel 2.4). Hier zeigt sich, dass Sicherheiten sowie Unsicherheiten nicht einheitlich visualisiert werden. Teilweise widersprechen sich die Visualisierungen sogar innerhalb eines Reports. So wird im Report der EEA (2017) beispielsweise eine karierte Textur einmal für signifikante und das andere Mal als Signatur für nicht signifikante Ergebnisse angewandt. Die genaue Analyse der Visualisierung von Datenunsicherheiten in den aktuellen Klimareports ist eine Forschungslücke.

Die Ergebnisse dieser Studie zeigen weiterführende Forschungslücken auf. Es wird vermutet, dass die Helligkeitssimulation durch die verschiedenfarbige Punkttextur von den Teilnehmenden dieser Studie nicht wahrgenommen wurde. Dies könnte daran gelegen haben, dass die Auflösung der Punktabstände zu groß gewählt wurde. Daher können in dieser Studie keine Aussagen zur graphischen Variable Helligkeit gemacht werden. Um die Assoziation zwischen Helligkeit mit Sicherheit und Unsicherheit aufzuklären, sollte diese Studie mit einer

höheren Texturauflösung wiederholt werden. Der Auflösungsbereich, in dem Texturen gerade noch als Texturen aber nicht als Helligkeitswert erkannt werden scheint dafür besonders geeignet zu sein (MACÉACHREN 1995). Dabei muss aber darauf geachtet werden, dass die eigentliche Information weiterhin gut ablesbar bleibt.

In der vorliegenden Studie wurde die Dichte der Punkttextur variiert, indem die Punktabstände verändert wurden. Andere Studien haben Punkttexturen durch die Variation der Punktgröße (CHEONG et al. 2016) oder die Punktanordnung (RECHLESS u. BREWER 2016) einen quantitativen Charakter verliehen. In dieser Studie wurde die Punktgröße ähnlich wie in der Studie von RECHLESS und BREWER (2016) gestaltet, da angenommen wurde, dass diese zur Helligkeitssimulation ausreiche. Aus den Ergebnissen der vorliegenden Studie kann jedoch geschlossen werden, dass die Farbe der Punkttextur in RECHLESS und BREWERS Studie nicht zur Sicherheits-Assoziation geführt haben kann. Die Sicherheits-Assoziation in RECHLESS und BREWERS (2016) Texturen, könnte auf die Punktanordnung statt auf die Texturfarbe zurückzuführen sein. Sie ordneten die schwarzen Punkte, die für Sicherheit standen, in einem gleichmäßigen 90° Raster an. Die Textur für weniger Sicherheit war eine weiße unstrukturierte Punkttextur. Deshalb vermute ich, dass bei einer groben Textur nicht die Texturfarbe, sondern die Punktanordnung mit Unsicherheit und Sicherheit assoziiert wird. Weitere Studien von BOUKHELIFA et al. (2012) und KINKELDEY et al. (2014b) geben weitere Hinweise, dass Anordnung mit Unsicherheit assoziiert wird. Dieser Vermutung sollte empirisch nachgegangen werden.

In der vorliegenden Studie wurden die Begriffe Sicherheit und Unsicherheit strikt getrennt getestet, um gegenseitige Beeinflussungen auszuschließen. Dafür wurde die doppelte Verneinung im Unsicherheits-Rating 'gar nicht unsicher' hingenommen. Aufgrund der hohen Varianz der Ergebnisse im Unsicherheits-Rating lässt sich erahnen, dass die einfache und doppelte Verneinung einen großen Einfluss auf das Rating gehabt hat. Um diese Vermutung zu bestätigen, sollte bei erneuter Durchführung dieser Studie auch eine bipolare Ratingskala von 'sehr sicher' bis 'sehr unsicher' zum Vergleich genutzt werden. Vermutlich wird die Varianz des bipolaren Ratings im Vergleich zum Unsicherheits-Rating geringer ausfallen.

7 Literatur

- AERTS, J.C., CLARKE, K.C. u. A.D. KEUPER (2003): Testing Popular Visualization Techniques for Representing Model Uncertainty. In: *Cartography and Geographic Information Science* 30, 2. S. 249-261.
- ANDERSON, A. (2009): Media, Politics and Climate Change: Towards a New Research Agenda. In: *Sociology Compass*, 3, 2. S. 166-182.
- ANDRE, A.D. u. H.A. CUTLER (1998): Displaying Uncertainty in Advanced Navigation Systems. In: *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meetings* 42, 1. S. 31–35.
- BERTIN, J. (1983): *Semiology of Graphics: Diagrams, Networks, Maps*. (University of Wisconsin Press) Madison, WI.
- BEZZOLA, G.R. u. C. HEGG (Hrsg.) (2008): *Ereignisanalyse Hochwasser 2005: Teil 2 — Analyse von Prozessen, Massnahmen und Gefahrengrundlagen*. (BAFU) Bern, CH.
- BHASKARAN, K. u. L. SMEETH (2014): Education Corner What is the Difference Between Missing Completely at Random and Missing at Random? In: *International Journal of Epidemiology* 43, 4. S. 1336-1339.
- BONFADELLI, H. (2006): Wissenschaft und Medien: ein schwieriges Verhältnis? In: LIEBIG, B., DUPUIS, M. KRIESI, I. u. M. PEITZ (Hrsg.): *Mikrokosmos Wissenschaft. Transformationen und Perspektiven*. Zürich. S. 187-204.
- BOUKHELIFA, N., BEZERIANOS, A., ISENBERG, T. u. J.-D. FEKETE (2012): Evaluating Sketchiness as a Visual Variable for the Depiction of Qualitative Uncertainty. In: *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, Institute of Electrical and Electronics Engineers. S. 2769-2778.
- BREWER, C.A. (1994): Color Use Guidelines for Mapping and Visualization. In: MACEACHREN, A.M. u. D.R.F. TAYLOR (Hrsg.): *Visualization in Modern Cartography*. New York, NY. S. 123-147.
- BREWER, C.A. (1991): *The Prediction of Surround-induced Changes in Map Color Appearance*. (Doktorarbeit) Michigan State University.
- BROWN, J.D. (2004): Knowledge, Uncertainty and Physical Geography: Towards the Development of Methodologies for Questioning Belief. In: *Transactions of the Institute of British Geographers* 29, 3. S. 367-381.
- BUDESCU, D.V, BROOMELL, S. u. H. POR (2009): Improving Communication of Uncertainty in the Reports of the Intergovernmental Panel on Climate Change. In: *Psychological Science* 20. S. 299-308.
- BUTTENFIELD, B.P. (1993): Representing Data Quality. In: *Cartographica* 30, 2-3. S. 1-7.
- CALDWELL, B., COOPER, M., GUARINO REID, L. u. G. CANDERHEIDEN (2008): *Web Content Accessibility Guidelines (WCAG) 2.0*. Abrufbar unter: <https://www.w3.org/TR/WCAG20/#contrast-ratiodef> (letzter Aufruf: 8.9.2017)
- CHEONG, L., BLEISCH, S., KEALY, A., TOLHURST, K. u. T. WILKENING (2016): Evaluating the impact of visualization of wildfire hazard upon decision-making under uncertainty. In: *International Journal of Geographical Information Science* 30, 7. S. 1377-1404.
- CHRISTEN, M., VITACCO, D.A., HUBER, L., HARBOE, J., FABRIKANT, S.I. u. P. BRUGGER (2013): Colorful Brains: 14 Years of Display Practice in Functional Neuroimaging. In: *NeuroImage* 73. S. 30-39.
- CHUBB, C., SPERLING, G. u. J.A. SOLOMON (1989): Texture Interactions Determine Perceived Contrast. In: *Proceedings of the National Academy of Sciences* 86. S. 9631-9635.
- CUFF, D. (1973): Shading on Choropleth Maps: Some Suspicions Confirmed. In: *Proceedings of the Association of American Geographers* 5. S. 50-54 .

- DEITRICK, S. (2012): Evaluating Implicit Visualization of Uncertainty for Public Policy Decision Support. In: Proceedings of Auto Carto. International Symposium on Automated Cartography 2012. Columbus, OH.
- DEITRICK, S. (2007): Uncertainty Visualization and Decision Making: Does Visualizing Uncertain Information Change Decisions? In: Proceedings of the XXIII International Cartographic Conference. Moskau, RUS. S. 4-10.
- DENT, B.D. (1972): Visual Organization and Thematic Map Communication. In: Annals of the Association of American Geographers 62, 1. S. 79-93.
- DENT, B.D. (1999⁵): Cartography. Thematic Map Design. (Wm C. Brown) Dubuque, IA.
- DOW, K. u. T.E. DOWNING (2006): The Atlas of Climate Change, Mapping the World's Greatest Change. (University of California Press) Berkeley, CA.
- EDWARDS, L.D. u. E.S. NELSON (2001): Visualizing Data Certainty: A Case Study Using Graduated Circle Maps. In: Cartographic Perspectives 38. S. 19-36.
- EEA (2017): Climate Change, Impacts and Vulnerability in Europe 2016: An Indicator-based Report. (European Environment Agency) Copenhagen, DK.
- EKSTROM, R.B., FRENCH, J. W., HARMAN. H.H. u. D. DIRAN (1976): Manual for Kit of Factor-Referenced Cognitive Tests. (Educational Testing Service) Princeton, NJ.
- EVANS, B.J. (1997): Dynamic Display of Spatial Data-reliability: Does it Benefit the Map User? In: Computers & Geosciences 23, 4. S. 409-422.
- FABRIKANT, S.I., HESPANHA, S.R. u. M. Hegarty (2010): Cognitively Inspired and Perceptually Salient Graphic Displays for Efficient Spatial Inference Making. In: Annals of the Association of American Geographers, 100, 1. S. 13-29.
- FIELD, A. (2009³): Discovering Statistics Using SPSS. (SAGE Publications) London, California, New Delhi, Singapore.
- FISHER, D., POPOV, I., DRUCKER, S.M. u. M. Way (2012): Trust Me, I'm Partially Right: Incremental Visualization Lets Analysts Explore Large Datasets Faster. In: Proceedings of the 2012 Conference on Human Factors in Computing Systems. Austin, TX. S. 1673-1682.
- FUNKHOUSER, H.G. (1937): Historical Development of the Graphical Representation of Statistical Data. In: Osiris, 3. S. 269-404.
- GARLANDINI, S. u. S.I. FABRIKANT (2009): Evaluating the Effectiveness and Efficiency of Visual Variables for Geographic Information Visualization. In: K.S. HORNSBY, C. CLARAMUNT, M. DENIS u. G. LIGOZAT (Hrsg.): Spatial Information Theory: Proceedings of the 9th International Conference. S. 195-211.
- GIGERENZER, G., HERTWIG, R., BROEK, E. VAN DEN, FASOLO, B. u. K.V. KATSIKOPOULOS (2005): "A 30 % Chance of Rain Tomorrow": How Does the Public Understand Probabilistic Weather Forecasts? In: Risk Analysis 25, 3. S. 623-629.
- GOLDHAMER, H. (1934): The Influence of Area, Position, and Brightness in the Visual Perception of a Reversible Configuration. In: American Journal of Psychology 46, 2. S. 189-206.
- GOLDSTEIN, E.B. (2011³): Cognitive Psychology. (Wadsworth Cengage Learning) Belmont, CA.
- GRAMELSBERGER, G. u. J. FEICHTER (2011): Modelling the Climate System: An Overview. In: GRAMELSBERGER G. u. J. FEICHTER (Hrsg.): Climate Change and Policy. The Calculability of Climate Change and the Challenge of Uncertainty. (Springer) Berlin, Heidelberg, Germany.

- GRANGER MORGAN, M., HENRION, M. u. M. Small (1990): *Uncertainty: A Guide to Dealing with Uncertainty in Quantitative Risk and Policy Analysis*. (Cambridge University Press) Cambridge, UK.
- HARROWER, M. (2003): *Representing Uncertainty: Does it Help People Make Better Decisions?* In: UCGIS Workshop: Geospatial Visualization and Knowledge Discovery Workshop. University Consortium for Geographic Information Science. Ithaca, NY. S. 1-7.
- HEGARTY, M. (2011): *The Cognitive Science of Visual-Spatial Displays: Implications for Design*. In: *Topics in Cognitive Science* 3. S. 446-474.
- HEIDMANN, F. (2001): *Gestaltgesetze*. In: BOLLMANN J. u. W.G. KOCH (Hrsg.): *Lexikon der Kartographie und Geomatik*. (Spektrum Akademischer Verlag) Heidelberg, Berlin.
- HIGGINS, E.T., RHOLES, W.S. u. C.R. JONES (1977): *Category Accessibility and Impression Formation*. In: *Journal of Experimental Social Psychology* 13. S. 141-154.
- HOFFMANN, G. (2013): *CIELab Color Space Contents*. Abrufbar unter: <http://www.docs-hoffmann.de/cielab03022003.pdf> (letzter Abruf 10.09.2017)
- HOPE, S. u. G.J. HUNTER (2007a): *Testing the Effects of Thematic Uncertainty on Spatial Decision-making*. In: *Cartography and Geographic Information Science* 34, 3. S. 199-214.
- HOPE, S. u. G.J. HUNTER (2007b): *Testing the Effects of Positional Uncertainty on Spatial Decision-Making*. In: *International Journal of Geographical Information Science* 21, 6. S. 645-665.
- HUANG, W., EADES, P. u. S.-H. HONG (2009): *Measuring Effectiveness of Graph Visualizations: A Cognitive Load Perspective*. In: *Information Visualization* 8, 3. S. 139-152.
- HUNTER, G.J. u. M.F. GOODCHILD (1993): *Managing Uncertainty in Spatial Databases: Putting Theory into Practice*. In: *Journal of Urban and Regional Information Systems Association* 5, 2, S. 55-62.
- IPCC (2007a): *Summary for Policymakers*. In: PARRY, M.L., CANZIANI, O.F., PALUTIKOF, J.P., VAN DER LINDEN, P.J. u. C.E. HANSON (Hrsg.): *Climate Change 2007: Impacts, Adaptation and Vulnerability. Contribution of Working Group II to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge, UK.
- IPCC (2007b): *Climate Change 2007: The Physical Science Basis*. In: SOLOMON, S., QUIN, D., MANNING, M., CHEN, Z., MARQUIS, M., AVERYT, K.B., TIGNOR, M. u. H.L. MILLER (Hrsg.): *Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge, MA.
- IPCC (2013): *Climate Change 2013: The Physical Science Basis*. In: STOCKER, T.F., QUIN, D., PLATTNER, G.-K., TIGNOR, M., ALLEN, S.K., BOSCHUNG, J., NAUELS, A., XIA, Y., BEX, V. u. P.M. MIDGLEY (Hrsg.): *Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge, UK und New York, NY.
- IPCC (2014): *Climate Change 2014: Synthesis Report*. In: PACHAURI, R.K. u L.A. MEYER (Hrsg.): *Contribution of Working Groups I, II and III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Genf, CH.
- ITTI, L., KOCH, C. u. E. NIEBUR (1998): *Short Papers*. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 20. S. 1254-1259.
- JENKS, G.F. u. D.S. KNOS (1961): *The Use of Shading Patterns in Graded Series*. In: *Annals of the Association of American Geographers* 51. S. 316-334.

- JENNY, B. u. N.V. KELSO (2007): Designing Maps for the Colour-Vision Impaired. In: *Bulletin of the Society of Cartographers* 41. S. 9 - 12.
- JOHNSON, E.M. (1973): Numerical Encoding of Qualitative Expressions of Uncertainty. (US Army Research Institute for the Behavioral and Social Sciences) Arlington, VA.
- KAHNEMAN, D. u. A. TVERSKY (1973): On the Psychology of Prediction. In: *Psychological Review* 80, 4. S. 237-251.
- KAHNEMAN, D. u. A. TVERSKY (1972): Subjective Probability: A Judgment of Representativeness. In: *Cognitive Psychology* 3. S. 430-454.
- KARL, T.R. u. K.E. TRENBERTH (2003): Modern Global Climate Change. In: *Science* 302. S. 1719-1723,
- KEATES, J.S. (1989): *Cartographic Design and Production*. (John Wiley & Sons) New York, NY.
- KENT, A.J. (2012): From a Dry Statement of Facts to a Thing of Beauty: Understanding Aesthetics in the Mapping and Counter-Mapping of Place. In: *Cartographic Perspectives* 73. 39-60.
- KEUPER, A. D. (2004): The Influence of Uncertainty Metadata on Decision-making Using Geographic Data Products. (Doktorarbeit) University of California.
- KINKELDEY, C., MACEACHREN, A. M. u. J. SCHIEWE (2014a): How to Assess Visual Communication of Uncertainty? A Systematic Review of Geospatial Uncertainty Visualisation User Studies. *The Cartographic Journal* 51, 4. S. 372-386.
- KINKELDEY, C., MASON, J., KLIPPEL, A. u. J. SCHIEWE (2014b): Evaluation of Noise Annotation Lines: Using Noise to Represent Thematic Uncertainty in Maps. In: *Cartography and Geographic Information Science* 41, 5. S. 430-439.
- KINKELDEY, C., SCHIEWE, J., GERSTMANN, H., GÖTZE, C., KIT, O., LÜDEKE, M., Taubenböck, H. u. M. WURM (2015): Evaluating the Use of Uncertainty Visualization for Exploratory Analysis of Land Cover Change: A Qualitative Expert User Study. In: *Computers and Geosciences* 84. S. 46-53.
- KINKELDEY, C., MACEACHREN, A.M., RIVEIRO, M. u. J. SCHIEWE (2017): Evaluating the Effect of Visually Represented Geodata Uncertainty on Decision-making: Systematic Review, Lessons Learned, and Recommendations. In: *Cartography and Geographic Information Science* 44, 1. S. 1-21.
- KITCHIN, R., DODGE, M. u. C. PERKINS (2011³): Intruductory Essay: Conceptualising Mapping. In: M. DODGE, KITCHIN R. u. C. PERKINS (Hrsg.): *The Map Reader*. (John Wiley & Sons). Chichester, UK. S. 2-7.
- KOSSLYN, S.M. (2006): *Graph Design for the Eye and Mind*. (Oxford University Press) New York, NY.
- KUBÍČEK, P. u. Č. ŠAŠINKA (2011): Annals of GIS Thematic Uncertainty Visualization Usability – Comparison of Basic Methods. In: *Annals of GIS* 17, 4. S. 253-263.
- KUNZ, M., GRÊT-REGAMEY, A. u. L. HURNI (2011): Visualization of Uncertainty in Natural Hazards Assessments Using an Interactive Cartographic Information System. In: *Natural Hazards* 59. S. 1735-1751.
- LEITNER, M. u. B.P. BUTTENFIELD (2000): Guidelines for the Display of Attribute Certainty Guidelines for the Display of Attribute Certainty. In: *Cartography and Geographic Information Science* 27, 1. S. 3-14.
- LEVIN, I. P. u. G.J. GAETH (1988): Framing of Attribute Information Before and After Consuming the Product. In: *Journal of Consumer Research* 15. S. 374-378.
- LEVIN, I. P., SCHNEIDER, S.L. u. G.J. GAETH (1998): All Frames Are Not Created Equal: A Typology and Critical Analysis of Framing Effects. In: *Organizational Behavior and Human Decision Processes* 76, 2. S. 149-188.

- LICHTENSTEIN, S. u. J.R. NEWMAN (1963): Empirical Scaling of Common Verbal Phrases Associated with Numerical Probabilities. In: *Psychonomic Science* 9, 19. S. 1958-1959.
- MAC EACHREN, A.M. (1992): Visualizing Uncertain Information. In: *Cartographic Perspectives* 13. S. 10-19.
- MAC EACHREN, A.M. (1995): *How Maps Work*. (Guilford) New York, NY.
- MAC EACHREN, A.M., BREWER, C.A. u. L.W. PICKLE (1998): Visualizing Georeferenced Data: Representing Reliability of Health Statistics. In: *Environment and Planning A* 30. S. 1547-1561.
- MAC EACHREN, A.M., ROBINSON, A., HOPPER, S., GARDNER, S., MURRAY, R., GAHEGAN, M. u. E. HETZLER (2005): Visualizing Geospatial Information Uncertainty: What We Know and What We Need to Know. In: *Cartography and Geographic Information Science* 32, 3. S. 139-160.
- MAC EACHREN, A.M. (2011): The Roles of Maps, from Some Truth with Maps: A Primer on Symbolization and Design. In M. DODGE, R. KITCHIN u. C. PERKINS (Hrsg.): *The Map Reader. Theories of Mapping Practice and Cartographic Representation Theories of Mapping Practice and Cartographic Representation*. Chichester, UK. S. 244-251.
- MAC EACHREN, A.M., ROTH, R.E., BRIEN, J.O., LI, B., SWINGLEY, D. u. M. GAHEGAN (2012): Visual Semiotics & Uncertainty Visualization: An Empirical Study. In: *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics* 12, 18. S. 2496-2505.
- MARTIN, D. (2008⁷): *Doing Psychology Experiments*. (Wadsworth Cengage Learning) Belmont, CA.
- MASLIN, M. u. P. AUSTIN (2012): Climate models at their limit? In: *Nature* 486. S. 6-7.
- MASTRANDREA, M. D., FIELD, C. B., STOCKER, T. F., EDENHOFER, O., EBI, K. L., FRAME, D. J., HELD, H., KRIEGLER, E., MACH, K.J., MATSCHOSS, P.R., PLATTNER, G.-K., YOHE, G.W. u. F.W. ZWIERS (2010): Guidance Note for Lead Authors of the IPCC Fifth Assessment Report on Consistent Treatment of Uncertainties Guidance Note for Lead Authors of the IPCC Fifth Assessment Report. (IPCC) Genf, CH.
- MATA, J., DIECKMANN, A. u. G. GIGERENZER (2005): Verständliche Risikokommunikation, leicht gemacht – Oder: Wie man verwirrende Wahrscheinlichkeitsangaben vermeidet. In: *Zeitschrift Für Allgemeine Medizin* 81. S. 537-541.
- MATHEZ, E.A. (2009): *Climate Change: The Science of Global Warming and Our Energy Future*. (Columbia University Press) Chichester, England.
- MCGRANAGHAN, M. (1989): Ordering Choropleth Map Symbols: The Effect of Background. In: *The American Cartographer* 16, 4. S. 279-285.
- MCGRANAGHAN, M. (1993): A Cartographic View of Spatial Data Quality. In: *Cartographica* 30, 2. S. 8-19.
- MCKENDRY, J.E. u. G.E. MACHLIS. (2009): Cartographic Design and the Quality of Climate Change Maps. In: *Climatic Change* 95, 1-2. S. 219-230.
- MELILLO, J.M., RICHMOND, T.C. u. G.W. YOHE (2014): *Climate Change Impacts in the United States: The Third National Climate Assessment*. (U.S. Government Printing Office) Washington D.C., USA.
- MONTELLO, D. R. (2002): Cognitive Map-Design Research in the Twentieth Century: Theoretical and Empirical Approaches. In: *Cartography and Geographic Information Science* 29, 3. S. 283-304.
- MORRISON, J.L. (1974): A Theoretical Framework for Cartographic Generalization with the Emphasis on the Process of Symbolization. In: *International Yearbook of Cartography* 14. S. 115-127.

- MOSER, S. C. (2010): Communicating Climate Change: History, Challenges, Process and Future Directions. In: Wiley Interdisciplinary Reviews: Climate Change 1, 1. S. 31-53.
- NEVERLA, I. u. M.S. Schäfer (2012): Einleitung: Der Klimawandel und das "Medien-Klima." In: NEVERLA I. u. M. S. SCHÄFER (Hrsg.): Das Medienklima: Fragen und Befunde der Kommunikationswissenschaftlichen Klimaforschung. Wiesbaden. S. 9-25.
- NOCKE, T. u. T. SCHNEIDER VON DEIMLING (2008): Visualisierung in der Klimaforschung. In: Gegenworte 20. S. 19-21.
- NOCKE, T., STERZEL, T., BÖTTINGER, M. u. M. WROBEL (2008): Visualization of Climate and Climate Change Data: An Overview. In: Digital Earth Summit on Geoinformatics 2008, Tools for Global Change Research. Heidelberg. S. 226-232.
- PACALA, S. u. R. SOCOLOW (2004): Stabilization Wedges: Solving the Climate Problem for the Next 50 Years with Current Technologies. In: Science 305. S. 968-972.
- PANG, A. (2008): Visualizing Uncertainty in Natural Hazards. In: A. BOSTROM, FRENCH S. u. S. GOTTLIEB (Hrsg.): Risk Assessment, Modeling and Decision Support. Berlin. S. 261-294.
- PATT, A.G. u. D.P. SCHRAG (2003): Using Specific Language to Describe Risk and Probability. Climatic Change 61. S. 17-30.
- POORTINGA, W., SPENCE, A., WHITMARSH, L. u. S. CAPSTICK (2011): Uncertain Climate: An Investigation into Public Scepticism about Anthropogenic Climate Change. In: Global Environmental Change 21, 3. S. 1015-1024.
- REIPS, U.D. (2000): The Web Experiment Method: Advantages, Disadvantages, and Solutions. In: M.H. BIRNBAUM (Hrsg.), Psychological Experiments on the Internet. San Diego, CA. S. 89-117.
- RETCHLESS, D.P. u. C.A. BREWER (2016): Guidance for Representing Uncertainty on Global Temperature Change Maps. In: International Journal of Climatology 36. 1143-1159.
- REYNA, V.F. (1981). The Language of Possibility and Probability: Effects of Negation on Meaning. In: Memory & Cognition 9, 6. S. 642-650.
- ROBINSON, A.H. (1952): The Look of Maps. An Examination of Cartographic Design. (The University of Wisconsin Press) Madison, WI.
- ROBINSON, A.H. (1995⁶): Elements of Cartography. (John Wiley & Sons) New York, NY.
- SCHUL, Y. (2011): Alive or Not Dead: Implications for Framing from Research on Negations. In: G. KEREN (Hrsg.), Perspectives on Framing. New York, NY. S. 157-176.
- SHER, S. u. C.R.M. MCKENZIE (2006): Information Leakage from Logically Equivalent Frames. In: Cognition 101. S. 467-494.
- SHERMAN, M.A. (1973): Bound to Be Easier? The Negative Prefix and Sentence Comprehension. In: Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior 12. S. 76-84.
- SHI, W. (2010): Principles of Modeling Uncertainties in Spatial Data and Spatial Analyses. (CRC Press) Boca Raton, FL.
- SLOCUM, T.A. u. R.B. McMASTER (1986): Gray Tone Versus Line Plotter Area Symbols: A Matching Experiment. In: The American Cartographer 13, 2. S. 151-164.
- SLOCUM, T.A., McMASTER, R.B., KESSLER, F.C. u. H.H. HOWARD (2014³): Thematic Cartography and Geovisualization. (Pearson) Essex, UK.

- SMITH, J., RETCHLESS, D., KINKELDEY, C. u. A. KLIPPEL (2013): Beyond the Surface: Current Issues and Future Directions in Uncertainty Visualization Research. 26th International Cartographic Conference (ICC 2013), Dresden, D.
- SMITHSON, M., BUDESCU, D. V, BROOMELL, S. B. u. H. POR (2012): International Journal of Approximate Reasoning Never say "not": Impact of Negative Wording in Probability Phrases on Imprecise Probability Judgments. In: International Journal of Approximate Reasoning 53, 8. S. 1262-1270.
- STROOP, J.R. (1935): Studies of Interference in Serial Verbal Reactions. In: Journal of Experimental Psychology 18, 6. S. 643-662.
- THOMSON, J., HETZLER, B., MACEACHREN, A., GAHEGAN, M. u. M. PAVEL (2005): A Typology for Visualizing Uncertainty. In: Conference on Visualization and Data Analysis 2005. San Jose, CA. S. 16-20.
- TURNEY, J. (2008): Popular Science Books. In: BUCCHI M. u. B. TRENCH (Hrsg.): Handbook of Public Communication of Science and Technology. Oxon, UK. S. 5-14.
- TVERSKY, A. u. D. Kahneman (1981): The Framing of Decisions and the Psychology of Choice the Framing of Decisions and the Psychology of Choice. In: Science 211, 4481. S. 453-458.
- TVERSKY, B. (2011): Visualizing Thought. In: Topics in Cognitive Science 3. S. 499-535.
- VAN DER WEL, F.J.M., HOOTSMAN, R. M. u. F. ORMELING (1994): Visualization of Data Quality. In: MACEACHREN A.M. u. D.R.F. TAYLOR (Hrsg.): Visualization in Modern Cartography. New York: NY. S. 313-331.
- VAN ELZAKKER, C.P. (2004): The Use of Maps in the Exploration of Geographic Data. (Doktorarbeit) Utrecht University.
- VAN MERRIËNBOER, J.J.G. u. J. SWELLER (2005): Cognitive Load Theory and Complex Learning: Recent Developments and Future Directions. In: Educational Psychology Review 17, 2. S. 147-177.
- VASKE, J.J. (2008): Survey Research and Analysis: Applications in Parks, Recreation, and Human Dimensions. (Venture Publishing) State College, PA.
- WALTHER, D. u. C. KOCH (2006): Modeling Attention to Salient Proto-objects. In: Neural Networks 19. S. 1395-1407.
- WILKENING, J. u. S.I. Fabrikant (2011): The Effect of Gender and Spatial Abilities on Map Use Preferences and Performance in Road Selection Tasks. In: Proceedings, 25th Cartographic Conference, International Cartographic Association. Paris, France.
- WOBBROCK, J. O., FINDLATER, L., GERGLE, D. u. J.J. HIGGINS (2011): The Aligned Rank Transform for Nonparametric Factorial Analyses Using Only ANOVA Procedures. In: Proceedings of the ACM Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '11). New York, NY. S. 143-146.
- WOLFE, J.M. u. T.S. HOROWITZ (2004): What Attributes Guide the Deployment of Visual Attention and How Do They Do It? In: Nature Reviews Neuroscience 5, 6. S. 1-7.
- WRIGHT, J.K. (1942): Map Makers Are Human. Comments on the Subjective in Maps. In: American Geographical Society of New York 19. S. 8-25.
- ZUK, T. u. S. CARPENDALE (2006): Theoretical Analysis of Uncertainty Visualizations. In: Proceedings of SPIE-IS & T Electronic Imaging 6060.

8 Anhang

A. Onlinestudie Deutsch

Im Folgenden werden Teile der Onlinestudie in deutscher Version abgebildet (Für Englisch siehe Anhang B).

Dazu werden Abbildungen zu den folgenden Punkten gezeigt:

1. Einleitung
2. Fragen zur Person (Hintergrundinformation)
3. Definitionen und Erklärung der Aufgabe
4. Übungsaufgabe
5. Aufgabe 1
6. Aufgabe 2

Ab den Definitionen und Aufgabenerklärungen erhielten die Teilnehmenden je nach Gruppenzuteilung unterschiedliche Versionen der Studie zu sehen: entweder die Version zu sicheren Daten oder die Version zu unsicheren Daten. Die beiden Versionen werden für Punkt 3 bis 6 immer hintereinander präsentiert, um einen direkten Vergleich zu ermöglichen.

Für Aufgabe 1 und Aufgabe 2 wird jeweils ein Beispiel aufgeführt. Alle Karten sind in Anhang C und D abgebildet. Der Hidden Pattern Test ist in Anhang E zu finden.

Studie für die Masterarbeit von Irene Johannsen

Deutsch [English](#)

Vielen Dank, dass du bei meiner Studie mitmachst!

Die Studie untersucht die Darstellung von Datenqualität in Karten. Nutze zum Ausfüllen der Umfrage bitte nur Geräte mit einer Displaybreite von mindestens 19 cm (9,7" Diagonale, z.B. alle iPads, außer iPad mini).



Die Umfrage besteht aus drei Teilen: In Teil 1 geht es um deinen professionellen oder schulischen Hintergrund, Teil 2 untersucht die Visualisierung von Datenqualität in Karten und Teil 3 ist ein kurzer Wahrnehmungstest. Bitte lies dir die Aufgaben und den Informationstext aufmerksam durch.

Klicke auf den Button "Speichern – nächste Frage", um dich vorwärts zu bewegen.

Bitte gehe nicht im Browser zurück, um Fragen nachträglich zu ändern. Dies wird nicht nötig sein :-)

Alle Angaben und Informationen, die du im Verlauf der Studie machst, werden vertraulich behandelt und ausschließlich zu Forschungszwecken verwendet. Die wissenschaftliche Analyse und die Verwendung der Daten wird in anonymisierter Form erfolgen.

Viel Spaß und nochmals vielen Dank!

Dauer

25 min

Autorin

Irene Johannsen
Geographisches Institut Uni Bonn
Geographisches Institut Uni Zürich

[Zur ersten Frage!](#)

Einleitung

Hintergrundinformationen

Deutsch [English](#)

Bevor es losgeht, bitte ich dich um ein paar Hintergrundinformationen.

Nationalität	<input type="text"/>
Alter	<input type="text" value="-- Bitte auswählen --"/>
Geschlecht	<input type="radio"/> Männlich <input type="radio"/> Weiblich <input type="radio"/> Keine Angabe
Aktuelle Tätigkeit	<input type="radio"/> Im Beruf stehend <input type="radio"/> Im Studium / In Ausbildung <input type="radio"/> Sonstiges
Fachrichtung der Tätigkeit oder der aktuellen Ausbildung	<input type="text"/>
Wurde bei dir eine der aufgeführten Sehschwächen diagnostiziert?	<input type="radio"/> Ja, Brille oder Kontaktlinsen <input type="radio"/> Ja, Farbenblindheit <input type="radio"/> Nein
Trägst du während du dies liest eine Brille oder Kontaktlinsen?	<input type="radio"/> Ja <input type="radio"/> Nein <input type="radio"/> Frage nicht zutreffend

Speichern - nächste Frage!

Fragen zur Person 1

Hintergrundinformationen

Deutsch [English](#)

Wie oft beschäftigst du dich mit Karten (Navigation, Google Maps, Atlanten, Presse,...)?

- Täglich
 Wöchentlich
 Monatlich
 Halbjährlich
 Jährlich
 Nie

Speichern - nächste Frage!

Master's thesis research by Irene Johannsen
irene.johannsen@geo.uzh.ch

Fragen zur Person 2

Hintergrundinformationen

Deutsch [English](#)

Wie oft beschäftigst du dich beruflich/im Studium mit den folgenden Bereichen?

	Nie	Selten (jährlich)	Regelmäßig (monatlich)	Oft (wöchentlich)	Sehr oft (täglich)
Geographie	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Kartographie (lesen, erstellen oder analysieren von Karten)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Karten zum Thema Klimawandel	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
IPCC (International Panel on Climate Change)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Speichern - nächste Frage!

Master's thesis research by Irene Johannsen
irene.johannsen@geo.uzh.ch

Fragen zur Person 3

Teil 2: Visualisierung sicherer Daten

[Deutsch](#) [English](#)

Im zweiten Teil des Fragebogens geht es um die Darstellung von Datenqualität in Karten. Beachte dabei Folgendes:

Sichere Daten

Manchmal kommt es vor, dass Karten die Realität nicht exakt abbilden: Die Positionen von Häusern oder Straßen in Karten können von der Realität abweichen, Messgeräte können ungenau gemessen haben oder Daten können veraltet sein. So können beispielsweise Temperaturangaben oder Niederschlagsmengen, die in einer Karte gezeigt werden, von der Realität abweichen.

Die Daten einer Karte werden als sicher bezeichnet, wenn sie wenige bis gar keine solcher Ungenauigkeiten beinhalten. Karten, deren Daten sicher sind, haben eine gute Datenqualität.

Die Sicherheit (Qualität) der Daten kann in Karten dargestellt werden. Aufgrund dieser Zusatzinformation kann entschieden werden, ob die Karte genutzt werden soll oder nicht.

Speichern - nächste Frage!

Master's thesis research by Irene Johannsen
irene.johannsen@geo.uzh.ch

Definition sichere Daten

Teil 2: Visualisierung unsicherer Daten

[Deutsch](#) [English](#)

Im zweiten Teil des Fragebogens geht es um die Darstellung von Datenqualität in Karten. Beachte dabei Folgendes:

Unsichere Daten

Manchmal kommt es vor, dass Karten die Realität nicht exakt abbilden: Die Positionen von Häusern oder Straßen in Karten können von der Realität abweichen, Messgeräte können ungenau gemessen haben oder Daten können veraltet sein. So können beispielsweise Temperaturangaben oder Niederschlagsmengen, die in einer Karte gezeigt werden, von der Realität abweichen.

Die Daten einer Karte werden als unsicher bezeichnet, wenn sie viele solcher Ungenauigkeiten beinhalten. Karten, deren Daten unsicher sind, haben eine schlechte Datenqualität.

Die Unsicherheit (Qualität) der Daten kann in Karten dargestellt werden. Aufgrund dieser Zusatzinformation kann entschieden werden, ob die Karte genutzt werden soll oder nicht.

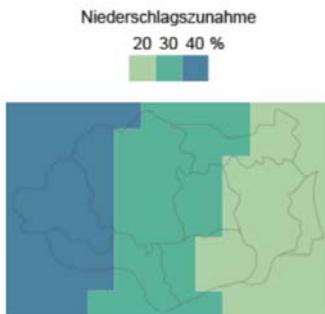
Speichern - nächste Frage!

Master's thesis research by Irene Johannsen
irene.johannsen@geo.uzh.ch

Definition unsichere Daten

Teil 2: Visualisierung sicherer Daten

Die Studie untersucht die Darstellung von Datenqualität in Karten.
Schau dir dazu die folgende Karte an:



Die Karte zeigt die Niederschlagszunahme in einer beliebigen Region. Die Niederschlagszunahme wird durch drei Klassen dargestellt: 20% (hellgrün), 30% (grün) und 40% (blau).

Die Karten im Experiment werden zusätzlich ein Punktmuster enthalten, welches mit der Datenqualität in Verbindung steht. **Deine Aufgabe wird es sein zu beurteilen, wie das Punktmuster die Datenqualität repräsentiert. Nutze dazu die folgende Ratingskala:**

gar nicht sicher 1 2 3 4 sehr sicher

Bitte beachte:

1. Es gibt bei dieser Entscheidung kein Richtig oder Falsch.
2. **Du musst weder die Niederschlagszunahme noch die Grenzen der Region berücksichtigen.**
3. Auf der nächsten Seite kannst du die Aufgabe üben. Dort findest du noch einmal alle Informationen.

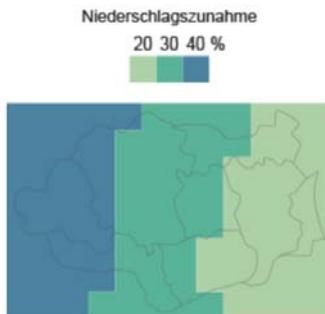
Klick auf den Button, um mit der Übungsaufgabe zu beginnen.

Speichern - nächste Frage!

Erklärung der Aufgabe für die Gruppe mit dem Begriff Sicherheit

Teil 2: Visualisierung unsicherer Daten

Die Studie untersucht die Darstellung von Datenqualität in Karten.
Schau dir dazu die folgende Karte an:



Die Karte zeigt die Niederschlagszunahme in einer beliebigen Region. Die Niederschlagszunahme wird durch drei Klassen dargestellt: 20% (hellgrün), 30% (grün) und 40% (blau).

Die Karten im Experiment werden zusätzlich ein Punktmuster enthalten, welches mit der Datenqualität in Verbindung steht. **Deine Aufgabe wird es sein zu beurteilen, wie das Punktmuster die Datenqualität repräsentiert. Nutze dazu die folgende Ratingskala:**

gar nicht unsicher 1 2 3 4 sehr unsicher

Bitte beachte:

1. Es gibt bei dieser Entscheidung kein Richtig oder Falsch.
2. **Du musst weder die Niederschlagszunahme noch die Grenzen der Region berücksichtigen.**
3. Auf der nächsten Seite kannst du üben. Dort findest du noch einmal alle Informationen.

Klick auf den Button, um mit der Übungsaufgabe zu beginnen.

Speichern - nächste Frage!

Erklärung der Aufgabe für die Gruppe mit dem Begriff Unsicherheit

Teil 2: Visualisierung sicherer Daten

Probiere die Aufgabe aus:

Falls du die Aufgabenstellung noch einmal sehen willst, findest du sie unten.



Wie sicher sehen die Daten in der markierten Fläche A aus?

gar nicht sicher 1 2 3 4 sehr sicher

Speichern - nächste Frage!

Hilfe: Was soll ich machen?

Die Studie untersucht die Darstellung von Datenqualität in Karten.

Deine Aufgabe ist es zu beurteilen, wie das Punktmuster die Datenqualität repräsentiert.

Bitte beachte:

1. Es gibt bei dieser Entscheidung kein Richtig oder Falsch.
2. Du musst weder die Niederschlagszunahme noch die Grenzen der Region berücksichtigen.

Hilfe: Wann sind Daten nochmal sicher?

Manchmal kommt es vor, dass Karten die Realität nicht exakt abbilden: Die Positionen von Häusern oder Straßen in Karten können von der Realität abweichen, Messgeräte können ungenau gemessen haben oder Daten können veraltet sein. So können beispielsweise Temperaturangaben oder Niederschlagsmengen, die in einer Karte gezeigt werden, von der Realität abweichen.

Die Daten einer Karte werden als sicher bezeichnet, wenn sie wenige bis gar keine solcher Ungenauigkeiten beinhalten.

Karten, deren Daten sicher sind, haben eine gute Datenqualität.

Die Sicherheit (Qualität) der Daten kann in Karten dargestellt werden. Aufgrund dieser Zusatzinformation kann entschieden werden, ob die Karte genutzt werden soll oder nicht.

Hilfe: Kann ich die Legende der Niederschlagszunahme noch einmal sehen?

Bitte beachte: Du musst weder die Niederschlagsinformation noch die Grenzen der Region interpretieren.

Du wirst die Legende also nicht benötigen, um die Frage zu beantworten :-)

Übungsaufgabe für den Begriff Sicherheit

Teil 2: Visualisierung unsicherer Daten

Probiere die Aufgabe aus:

Falls du die Aufgabenstellung noch einmal sehen willst, findest du sie unten.



Wie unsicher sehen die Daten in der markierten Fläche A aus?

gar nicht unsicher 1 2 3 4 sehr unsicher

Speichern - nächste Frage!

Hilfe: Was soll ich machen?

Die Studie untersucht die Darstellung von Datenqualität in Karten.

Deine Aufgabe ist es zu beurteilen, wie das Punktmuster die Datenqualität repräsentiert.

Bitte beachte:

1. Es gibt bei dieser Entscheidung kein Richtig oder Falsch.
2. Du musst weder die Niederschlagszunahme noch die Grenzen der Region berücksichtigen.

Hilfe: Wann sind Daten nochmal unsicher?

Manchmal kommt es vor, dass Karten die Realität nicht exakt abbilden: Die Positionen von Häusern oder Straßen in Karten können von der Realität abweichen, Messgeräte können ungenau gemessen haben oder Daten können veraltet sein. So können beispielsweise Temperaturangaben oder Niederschlagsmengen, die in einer Karte gezeigt werden, von der Realität abweichen. Die Daten einer Karte werden als unsicher bezeichnet, wenn sie viele solcher Ungenauigkeiten beinhalten. Karten, deren Daten unsicher sind, haben eine schlechte Datenqualität. Die Unsicherheit (Qualität) der Daten kann in Karten dargestellt werden. Aufgrund dieser Zusatzinformation kann entschieden werden, ob die Karte genutzt werden soll oder nicht.

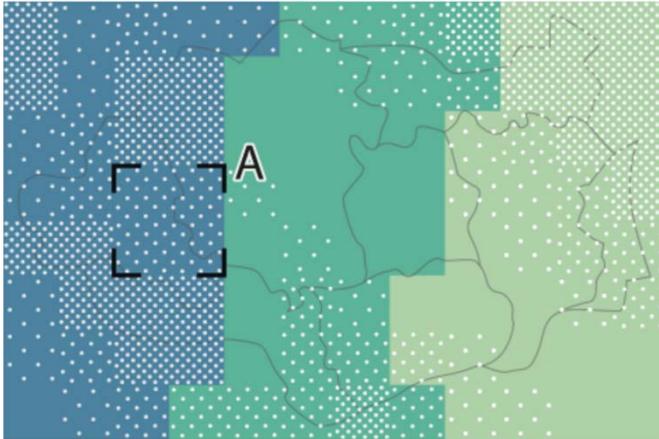
Hilfe: Kann ich die Legende der Niederschlagszunahme noch einmal sehen?

Bitte beachte: Du musst weder die Niederschlagsinformation noch die Grenzen der Region interpretieren. Du wirst die Legende also nicht benötigen, um die Frage zu beantworten :-)

Übungsaufgabe für den Begriff Unsicherheit

Teil 2: Visualisierung sicherer Daten

Deutsch [English](#)



Wie sicher sehen die Daten in der markierten Fläche A aus?

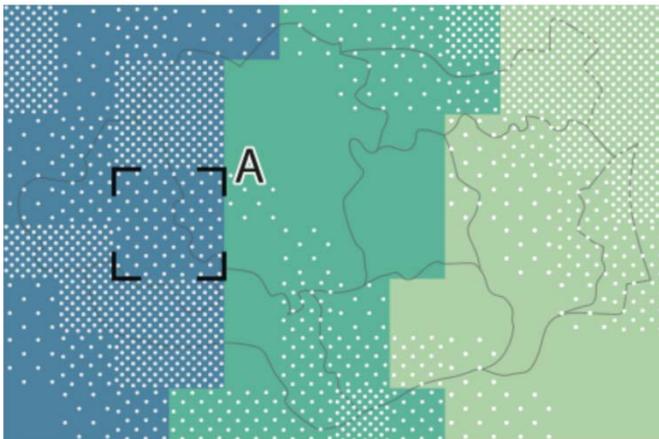
gar nicht sicher 1 2 3 4 sehr sicher

Speichern - nächste Frage!

Aufgabe 1: Eins von 24 Beispielen für den Begriff Sicherheit

Teil 2: Visualisierung unsicherer Daten

Deutsch [English](#)



Wie unsicher sehen die Daten in der markierten Fläche A aus?

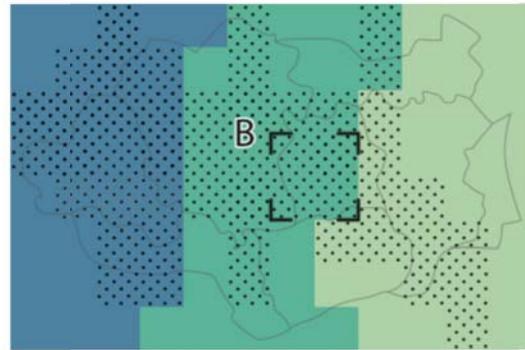
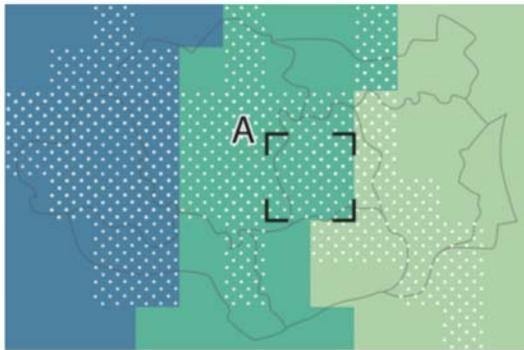
gar nicht unsicher 1 2 3 4 sehr unsicher

Speichern - nächste Frage!

Aufgabe 1: Eins von 24 Beispielen für den Begriff Sicherheit

Teil 2: Visualisierung sicherer Daten

Deutsch [English](#)



Sehen die Daten in Fläche A oder in Fläche B sicher aus?

- Ja, in Fläche A
- Ja, in Fläche B
- Ja, in beiden Flächen A und B
- Nein, weder in Fläche A noch in Fläche B

Speichern - nächste Frage!

Aufgabe 2: Eins von sechs Beispielen für den Begriff Sicherheit mit Kommentarbox

Teil 2: Visualisierung unsicherer Daten

Deutsch [English](#)



Sehen die Daten in Fläche A oder in Fläche B unsicher aus?

- Ja, in Fläche A
- Ja, in Fläche B
- Ja, in beiden Flächen A und B
- Nein, weder in Fläche A noch in Fläche B

Bitte begründe deine Antwort kurz: Warum sehen die markierten Flächen A/B in dieser Karte nicht unsicher/unsicher aus?

Speichern - nächste Frage!

Aufgabe 2: Eins von sechs Beispielen für den Begriff Unsicherheit mit Kommentarbox

B. Onlinestudie Englisch

Im Folgenden werden Teile der englischen Sprachversion der Onlinestudie in schwarz-weiß abgebildet. Die Präsentation erfolgt wie in Anhang A nach dem folgenden Schema:

1. Einleitung
2. Fragen zur Person (Your Background)
3. Definitionen und Erklärung der Aufgabe
4. Übungsaufgabe
5. Aufgabe 1
6. Aufgabe 2

Master's thesis research by Irene Johannsen

Deutsch English

Thank you very much for participating in my survey!

The study investigates the visualization of data quality in maps. The minimal display size requirement for this survey is 7.5 inches (i.e., at least 9.7" diagonal, that is, all iPads except for iPad mini are fine).



The study consists of three parts: Part 1 is a brief background survey; Part 2 is about the visualization of data quality in maps; and Part 3 includes a brief perception test.

Please read all information carefully before responding to the questions. Click on the button: 'Save – next question!' to continue to the next question.

Please do not use your browser's back navigation button to change your answers.

This will not be necessary! :-)

All information you provide in this study will be used only for scientific purposes and is confidential. All data will remain anonymous.

Have fun and thank you very much for your effort!

Duration

25 min

Author

Irene Johannsen
Department of Geography, Bonn University
Department of Geography, University of Zurich

First question!

Master's thesis research by Irene Johannsen
irene.johannsen@geo.uzh.ch

Einleitung auf Englisch

Your background

[Deutsch](#) [English](#)

Please respond to a couple of background questions, before the actual portion of the study.

Nationality

Age

Gender

Male

Female

None of the above

Present occupation

Working

Studying or in school

Other

**Field of work or
Field of current education**

**Are you diagnosed with one of the
two listed issues related to sight?**

Yes, glasses or contact lenses

Yes, color blindness

None of the above

**Are you wearing your glasses /
lenses at the moment?**

Yes

No

Not applicable

Save - next question!

Master's thesis research by Irene Johannsen
irene.johannsen@geo.uzh.ch

Fragen zur Person 1 auf Englisch

Your background

[Deutsch](#) [English](#)

How often do you deal with maps (navigation purposes, Google Maps, atlases, maps in the press...)?

- Daily
- Weekly
- Monthly
- Semiannually
- Annually
- Never

Save - next question!

Master's thesis research by Irene Johannsen
irene.johannsen@geo.uzh.ch

Fragen zur Person 2 auf Englisch

Your background

Deutsch English

How often do you deal with the following topics professionally / in school?

	Never	Rarely (yearly)	Frequently (monthly)	Often (weekly)	Very often (daily)
Geography	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Cartography (reading, making, or analyzing maps)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Climate change maps	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
IPCC (International Panel on Climate Change)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Save - next question!Master's thesis research by Irene Johannsen
irene.johannsen@geo.uzh.ch

Fragen zur Person 3 auf Englisch

Part 2: Visualisation of data certainty

[Deutsch](#) [English](#)

The second part of this survey is about data certainty (data quality) depicted on maps.
Consider the following:

Data Certainty

Maps are graphic representations of reality, and thus may depict reality with varying accuracy. For example, the location of houses or streets can vary in accuracy due to flawed data collection. Poor calibration of measurement tools or outdated data can also contribute to data inaccuracies in maps, such as deviations from the real temperature or the actual amount of precipitation.

Data certainty here can be defined as a situation where the mapped data contain little to no such inaccuracies. Maps that contain high levels of data certainty can be considered of good data quality.

Maps can show data certainty (data quality) information to allow viewers to decide whether the map is fit for use or not.

Save - next question!

Englische Definition data certainty

Part 2: Visualisation of data uncertainty

[Deutsch](#) [English](#)

The second part of this survey is about data uncertainty (data quality) depicted on maps.
Consider the following:

Data Uncertainty

Maps are graphic representations of reality, and thus may depict reality with varying accuracy. For example, the location of houses or streets can vary in accuracy due to flawed data collection. Poor calibration of measurement tools or outdated data can also contribute to data inaccuracies in maps, such as deviations from the real temperature or the actual amount of precipitation.

Data uncertainty here can be defined as a situation where the mapped data contain such inaccuracies. Maps that contain high levels of data uncertainty can be considered of poor data quality.

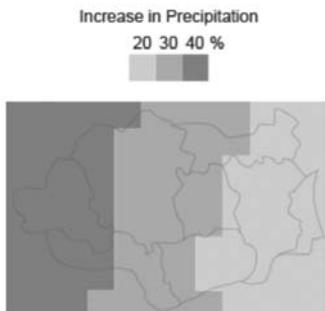
Maps can show data uncertainty (data quality) information to allow viewers to decide whether the map is fit for use or not.

Save - next question!

Englische Definition data uncertainty

Part 2: Visualisation of data certainty

This survey is about the assessment of precipitation data quality information shown on maps. Consider the following map display:



This map depicts the increase in precipitation in an arbitrary region. The precipitation increase is shown with three classes: 20% (light green); 30% (green); 40% (blue).

The series of precipitation maps that you will assess next will also include data quality information depicted as a dot pattern. **Your task will be to evaluate the dot patterns representing data quality using below rating scale:**

not at all certain 1 2 3 4 very certain

Please note:

1. There are no correct or false answers.
2. **You do not need to interpret the increase in precipitation or the county borders.**
3. On the next page you will have the chance to do a warm-up trial. This information will be repeated on the warm-up page.

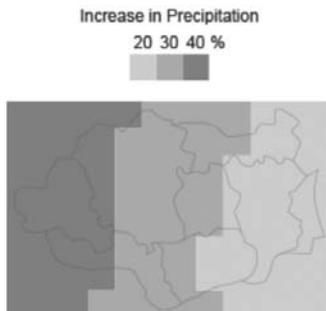
Click the button below to start the warm-up trial.

Save - next question!

Englische Erklärung der Aufgaben für die Gruppe mit dem Begriff Sicherheit

Part 2: Visualisation of data uncertainty

This survey is about the assessment of precipitation data quality information shown on maps. Consider the following map display:



This map depicts the increase in precipitation in an arbitrary region. The precipitation increase is shown with three classes: 20% (light green); 30% (green); 40% (blue).

The series of precipitation maps that you will assess next will also include data quality information depicted as a dot pattern. **Your task will be to evaluate the dot patterns representing data quality using below rating scale:**

not at all uncertain 1 2 3 4 very uncertain

Please note:

1. There are no correct or false answers.
2. You do not need to interpret the increase in precipitation or the county borders.
3. On the next page you will have the chance to do a warm-up trial. This information will be repeated on the warm-up page.

Click the button below to start the warm-up trial.

Save - next question!

Englische Erklärung der Aufgaben für die Gruppe mit dem Begriff Unsicherheit

Part 2: Visualization of data certainty

OK, let's practice.

If you need the task description again, look at the section below.



How certain do the data in the marked area A look?

not at all certain 1 2 3 4 very certain

Save - next question!

Help: What am I supposed to do?

This survey is about the assessment of precipitation data quality information shown on maps.
Your task will be to evaluate the dot patterns representing data quality.

Please note:

1. There are no correct or false answers.
2. You do not need to interpret the increase in precipitation or the county borders.

Help: When is data considered certain?

Maps are graphic representations of reality, and thus may depict reality with varying accuracy. For example, the location of houses or streets can vary in accuracy due to flawed data collection. Poor calibration of measurement tools or outdated data can also contribute to data inaccuracies in maps, such as deviations from the real temperature or the actual amount of precipitation.
Data certainty here can be defined as a situation where the mapped data contain little to no such inaccuracies.
Maps that contain high levels of data certainty can be considered of good data quality.
Maps can show data certainty (data quality) information to allow viewers to decide whether the map is fit for use or not.

Help: Can I see the legend for the increase in precipitation?

You do not need to interpret the precipitation or the borders of the region.
Thus, you do not need the precipitation legend in order to give an answer :-)

Englische Übungsaufgabe für den Begriff Sicherheit

Part 2: Visualization of data uncertainty

OK, let's practice.

If you need the task description again, look at the section below.



How uncertain do the data in the marked area A look?

not at all uncertain 1 2 3 4 very uncertain

Save - next question!

Help: What am I supposed to do?

This survey is about the assessment of precipitation data quality information shown on maps.

Your task will be to evaluate the dot patterns representing data quality.

Please note:

1. There are no correct or false answers.
2. You do not need to interpret the increase in precipitation or the county borders.

Help: When is data considered uncertain?

Maps are graphic representations of reality, and thus may depict reality with varying accuracy. For example, the location of houses or streets can vary in accuracy due to flawed data collection. Poor calibration of measurement tools or outdated data can also contribute to data inaccuracies in maps, such as deviations from the real temperature or the actual amount of precipitation. Data uncertainty here can be defined as a situation where the mapped data contain such inaccuracies. Maps that contain high levels of data uncertainty can be considered of poor data quality. Maps can show data uncertainty (data quality) information to allow viewers to decide whether the map is fit for use or not.

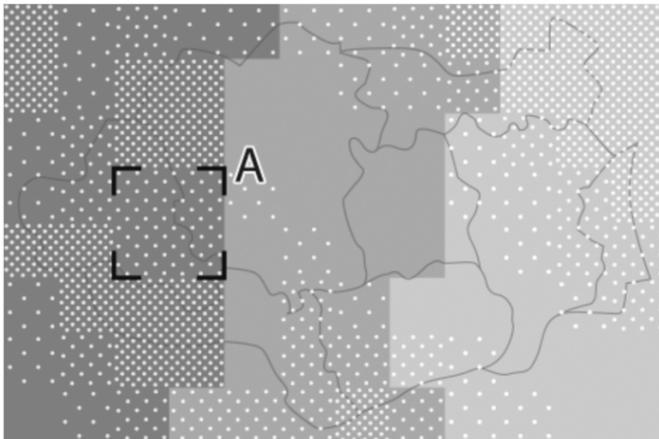
Help: Can I see the legend for the increase in precipitation?

You do not need to interpret the precipitation or the borders of the region. Thus, you do not need the precipitation legend in order to give an answer :-)

Englische Übungsaufgabe für den Begriff Unsicherheit

Part 2: Visualization of data certainty

[Deutsch](#) [English](#)



How certain do the data in the marked area A look?

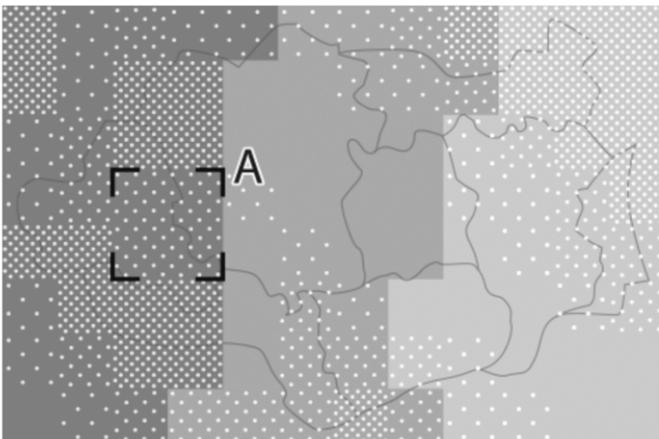
not at all certain 1 2 3 4 very certain

Save - next question!

Aufgabe 1 auf Englisch: Eins von 24 Beispielen für den Begriff Sicherheit

Part 2: Visualization of data uncertainty

[Deutsch](#) [English](#)



How uncertain do the data in the marked area A look?

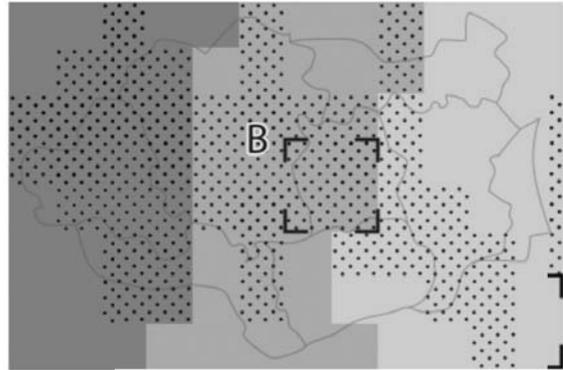
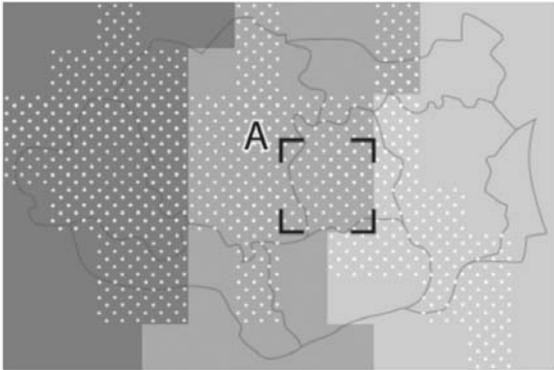
not at all uncertain 1 2 3 4 very uncertain

Save - next question!

Aufgabe 1 auf Englisch: Eins von 24 Beispielen für den Begriff Unsicherheit

Part 2: Visualization of data certainty

Deutsch English



Do the data in the marked area A or B look certain?

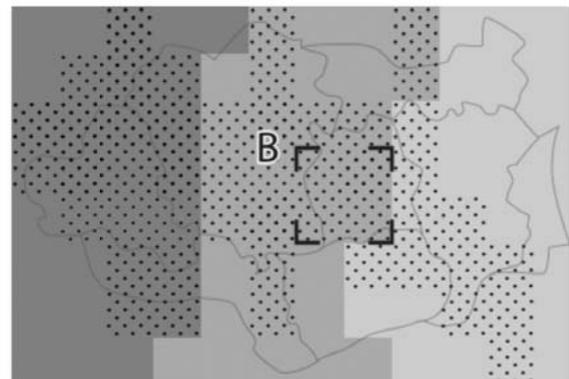
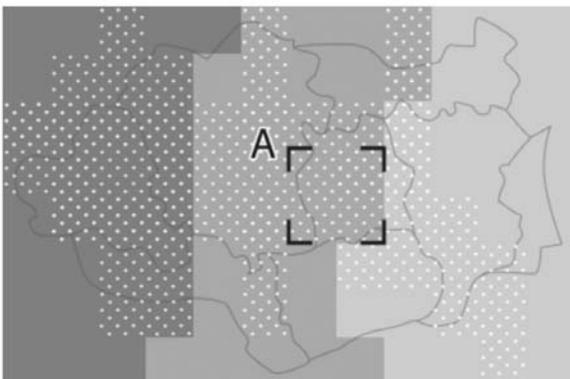
- Yes, in area A
- Yes, in area B
- Yes, in both areas A and B
- No, neither area A nor area B

Save - next question!

Aufgabe 2 auf Englisch: Eins von sechs Beispielen für den Begriff Sicherheit

Part 2: Visualization of data uncertainty

Deutsch English



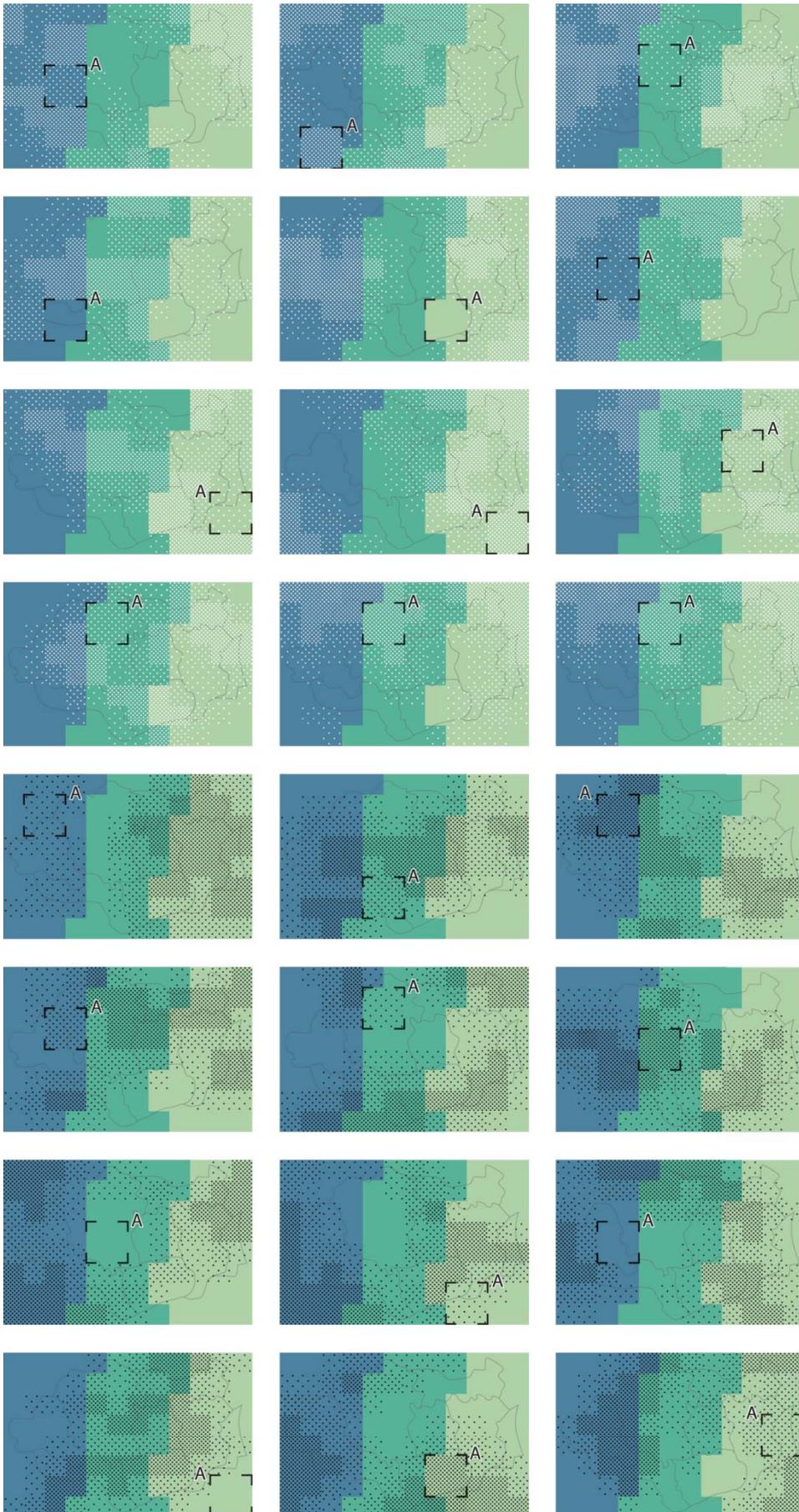
Do the data in the marked area A or B look uncertain?

- Yes, in area A
- Yes, in area B
- Yes, in both areas A and B
- No, neither area A nor area B

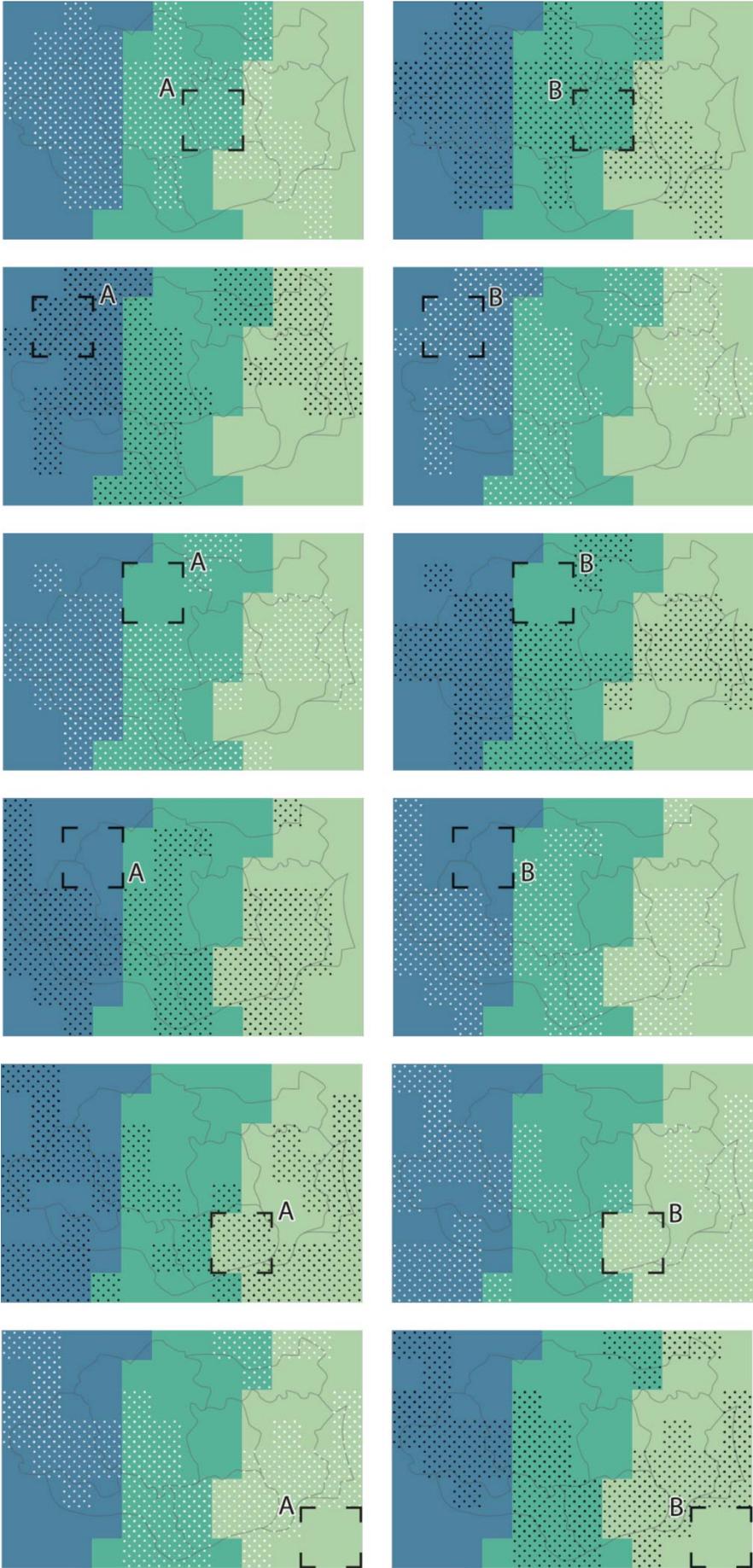
Save - next question!

Aufgabe 2 auf Englisch: Eins von sechs Beispielen für den Begriff Unsicherheit

C. Karten für Aufgabe 1



D. Kartenpaare für Aufgabe 2



E. Hidden Patterns Test

Der Hidden Patterns Test wurde von Ekstrom et al. 1976 ins Deutsche übersetzt.

Studie für die Masterarbeit von Irene Johannsen



Teil 3: Hidden Patterns Test

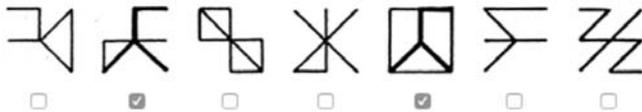
Deutsch [English](#)

Wie schnell kannst du ein Muster in anderen Bildern wiederfinden?

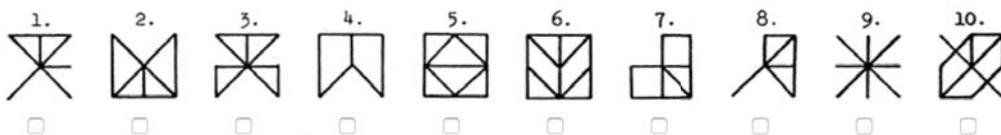
Im ersten Teil der Umfrage werden dir viele kleine Bilder gezeigt, in denen du jeweils nach dem folgenden Muster suchst:



Das vorgegebene Muster soll sich immer in der abgebildeten Ausrichtung befinden, nicht gedreht oder gespiegelt. Die folgende Bilder-Reihe stellt ein Beispiel dar, in dem das vorgegebene Muster durch dickere Linien hervorgehoben ist.



Deine Aufgabe ist es die Bilder zu markieren, in denen sich das Muster wiederfindet (Bild oder Checkbox anklicken). In der nächsten Reihe kannst du üben:



Speichern - nächste Frage!

Auf der nächsten Seite erfährst du, ob du richtig geantwortet hast.

Master's thesis research by Irene Johannsen
irene.johannsen@geo.uzh.ch

Anweisungen und Übungsreihe für den Hidden Patterns Test

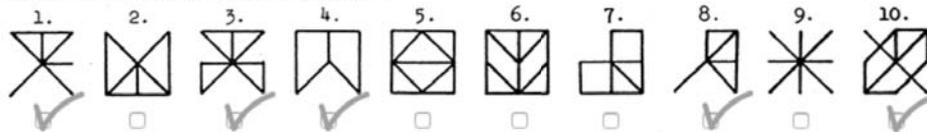
Teil 3: Hidden Patterns Test

Hier erscheint, ob deine Lösung richtig war:

1. Bild: **SORRY** (Bild 1 enthält das gefragte Muster)
2. Bild: **RICHTIG**
3. Bild: **SORRY** (Bild 3 enthält das gefragte Muster)
4. Bild: **SORRY** (Bild 4 enthält das gefragte Muster)
5. Bild: **RICHTIG**
6. Bild: **RICHTIG**
7. Bild: **RICHTIG**
8. Bild: **SORRY** (Bild 8 enthält das gefragte Muster)
9. Bild: **RICHTIG**
10. Bild: **SORRY** (Bild 10 enthält das gefragte Muster)

Musterlösung

Bilder 1,3,4,8 und 10 enthalten das gefragte Muster.



Speichern - nächste Frage!

Master's thesis research by Irene Johannsen
irene.johannsen@geo.uzh.ch

Ergebnisse der vorangegangenen Übungsaufgaben

Auf der nächsten Seite geht es richtig los.

Okay, gleich geht es mit dem Test los.
Beachte dabei folgende wichtige Hinweise:

1. Arbeite so schnell und genau du kannst.
2. Für ein korrekt markiertes Bild erhältst du einen Punkt und für ein falsch markiertes Objekt wird dir ein Punkt abgezogen.
3. Deine Punktzahl erfährst du am Ende des Fragebogens.
4. Dieser Test besteht aus vier Teilen. Für jeden Teil hast du **90 Sekunden** Zeit. Nach Ablauf der 90 Sekunden geht es automatisch weiter mit dem nächsten Teil.
5. Zwischen Teil zwei und drei wird es eine kleine Pause geben.
6. Das gesuchte Muster ist ganz oben und ganz unten auf der Seite abgebildet.

weiter...

Master's thesis research by Irene Johannsen
irene.johannsen@geo.uzh.ch

Hinweise vor Testbeginn

Teil 3: Hidden Patterns Test – Teil 1 von 4 (90 Sekunden)

Bitte markiere auf dieser Seite die Bilder, die das gesuchte Muster enthalten. Für diese Seite hast du 90 Sekunden Zeit.



 <input type="checkbox"/>									
 <input type="checkbox"/>									
 <input type="checkbox"/>									
 <input type="checkbox"/>									
 <input type="checkbox"/>									
 <input type="checkbox"/>									
 <input type="checkbox"/>									
 <input type="checkbox"/>									
 <input type="checkbox"/>									
 <input type="checkbox"/>									

Speichern - nächste Frage!



Copyright 1962 and 1975 by Educational Testing Service. All rights reserved.

Teil 3: Hidden Patterns Test – Teil 2 von 4 (90 Sekunden)

Bitte markiere auf dieser Seite die Bilder, die das gesuchte Muster enthalten. Für diese Seite hast du 90 Sekunden Zeit.



 <input type="checkbox"/>									
 <input type="checkbox"/>									
 <input type="checkbox"/>									
 <input type="checkbox"/>									
 <input type="checkbox"/>									
 <input type="checkbox"/>									
 <input type="checkbox"/>									
 <input type="checkbox"/>									
 <input type="checkbox"/>									
 <input type="checkbox"/>									

Speichern - nächste Frage!



Copyright 1962 and 1975 by Educational Testing Service. All rights reserved.

Teil 3: Hidden Patterns Test – Teil 3 von 4 (90 Sekunden)

Bitte markiere auf dieser Seite die Bilder, die das gesuchte Muster enthalten. Für diese Seite hast du 90 Sekunden Zeit.



 <input type="checkbox"/>									
 <input type="checkbox"/>									
 <input type="checkbox"/>									
 <input type="checkbox"/>									
 <input type="checkbox"/>									
 <input type="checkbox"/>									
 <input type="checkbox"/>									
 <input type="checkbox"/>									
 <input type="checkbox"/>									
 <input type="checkbox"/>									

Speichern - nächste Frage!



Copyright 1962 and 1975 by Educational Testing Service. All rights reserved.



Teil 3: Hidden Patterns Test – Teil 4 von 4 (90 Sekunden)

Bitte markiere auf dieser Seite die Bilder, die das gesuchte Muster enthalten. Für diese Seite hast du 90 Sekunden Zeit.



 <input type="checkbox"/>									
 <input type="checkbox"/>									
 <input type="checkbox"/>									
 <input type="checkbox"/>									
 <input type="checkbox"/>									
 <input type="checkbox"/>									
 <input type="checkbox"/>									
 <input type="checkbox"/>									
 <input type="checkbox"/>									
 <input type="checkbox"/>									

Speichern - nächste Frage!



Copyright 1962 and 1975 by Educational Testing Service. All rights reserved.