

Analyse der Handlungssequenzen beim Erlernen einfacher elektrischer Schaltungen:

*Eine Untersuchung mit informationstheoretischen,
graphentheoretischen und inferenzstatistischen Methoden*

Dissertationsschrift

zur Erlangung des akademischen Grades

doctor rerum naturalium

(Dr. rer. nat)

vorgelegt

der Fakultät Mathematik und Naturwissenschaften

der Technischen Universität Dresden

von

Dipl. Psych. Thomas Schubert

Geboren am 8.12.1965 in Grimma

Gutachter: Professor Dr. Franz Schott (Dresden)
Professor Dr. Thomas Goschke (Dresden)
Professor Dr. Rainer Dieterich (Hamburg)

Eingereicht am: 26. Juli 2006

Tag der Verteidigung: 09. Mai 2007

Vorwort

Diese Arbeit ist das Resultat meiner, von Prof. Schott inspirierten, Auseinandersetzungen mit handlungsnahen Lernprozessen. Der Weg zur Fertigstellung der Arbeit war steinig, nicht geradlinig und dauerte länger als geplant. Das Thema fesselte mich vor allem durch den Handlungsbezug und durch die Möglichkeit neue Verfahren zur Handlungssequenzanalyse zu verwenden und auf ihre Aussagekraft zu untersuchen.

Mein Dank gilt meinen ehemaligen Kollegen an der Technischen Universität Dresden im Bereich Pädagogische Psychologie. Herrn Dr. Shahram Azizi-Ghanbari danke ich für viele methodische und forschungsstrategische Hinweise. Frau Dr. Sabine Al-Diban danke ich für ihre Bereitschaft sich kritisch mit der Arbeit auseinanderzusetzen.

Herrn Professor Dr. Franz Schott danke ich für die Betreuung der Arbeit, seine Ideen und Hinweise. Den Gutachtern möchte ich für ihre Bereitschaft, die Arbeit zu begutachten, danken.

Weiterhin möchte ich meiner Frau für ihre Unterstützung und Ermutigung danken und meinem Vater, durch den ich auf eine für die Arbeit wichtige Idee kam.

Inhaltsverzeichnis

1	EINFÜHRUNG IN DAS THEMENGEBIET	10
1.1	Analyseebenen des Lernens	10
1.2	Typologien von Lernenden	13
1.2.1	Lernstrategien	14
1.2.2	Lernstile	22
1.2.3	Kognitive Stile	25
1.2.4	Kritische Zusammenfassung	26
1.3	Psychologische Einflussfaktoren auf Lernverlauf und Lernergebnis	28
1.3.1	Motivation	28
1.3.2	Emotionen	31
1.3.3	Metakognition	36
1.3.4	Schemata als Strukturen von Vorwissen	38
1.3.5	Mentale Modelle als Strukturen von Vorwissen	40
1.3.5.1	Mentale Modelle einfacher elektrischer Schaltungen	41
1.3.5.2	Mentale Modelle der Elektrizität	44
1.3.6	Kritische Zusammenfassung	46
2	ANSÄTZE ZUR ANALYSE VON HANDLUNGSSEQUENZEN BEIM LERNEN	48
2.1	Graphentheoretische Ansätze	48
2.2	Informationstheoretische Ansätze	55
2.2.1	Die Entropie von Informationen	58
2.2.2	Die Algorithmische Komplexität von Informationen	60
2.3	Kritische Zusammenfassung	62
3	FRAGESTELLUNG UND HYPOTHESEN	63
3.1	Fragestellung	63
3.2	Hypothesen	64
3.2.1	Vorwissen	64
3.2.2	Lernstrategien	64
3.2.3	Emotionen	65
3.2.4	Motivation	66
3.2.5	Typologie der Versuchspersonen	67
3.2.6	Verbesserte Fehlerrückmeldung	67
3.2.7	Entropie und algorithmische Komplexität	68
3.2.8	Graphentheoretische Hypothesen	69
4	METHODIK	70
4.1	Versuchsplan	71
4.2	Versuchsablauf	72

4.3	Stichprobe	75
4.4	Fragebogeninventare	77
4.4.1	Erfassung von Vorwissen	77
4.4.2	Erfassung von Lernstrategien	78
4.4.3	Erfassung der Emotionen	79
4.4.4	Erfassung der Motivation	80
4.5	Datenerhebung aus den Videodaten	81
4.6	Graphentheoretische Auswertung der Lernhandlungssequenzen	86
4.7	Informationstheoretische Auswertung der Lernhandlungssequenzen	87
5	ERGEBNISSE.....	90
5.1	Vorwissen.....	90
5.2	Lernstrategien	92
5.3	Emotionen	95
5.4	Motivation.....	97
5.5	Typologie der Versuchspersonen	100
5.6	Verbesserte Fehlerrückmeldung.....	104
5.7	Informationstheoretische Maße	106
5.7.1	Shannon-Entropien der Sequenzen	106
5.7.2	Algorithmische Komplexität der Lernsequenzen	107
5.7.3	Algorithmische Komplexität der Testsequenzen	112
5.7.4	Vergleich der algorithmischen Komplexität von Lern- und Testsequenzen	116
5.8	Graphentheoretische Maße	119
5.8.1	Dichte und soziometrischer Status der Lernhandlungsnetze	119
5.8.2	Graphentheoretische Analyse von Einzelfällen	123
6	DISKUSSION.....	132
6.1	Vorwissen	132
6.2	Lernstrategien	133
6.3	Emotionen	135
6.4	Motivation.....	138
6.5	Typologie der Versuchspersonen	139
6.6	Verbesserte Fehlerrückmeldung.....	142
6.7	Informationstheoretische Maße	143
6.7.1	Die Entropie von Lernhandlungssequenzen	143
6.7.2	Die algorithmische Komplexität von Lernhandlungssequenzen	145

6.8	Die graphentheoretische Analyse von Lernhandlungsnetzen.....	149
6.9	Zusammenfassung.....	152
7	LITERATUR.....	158
8	ANHANG	166

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1:	Kombiniertes Einzelfall- Gruppendesign mit Wiederholungsmessung .	71
Tabelle 2:	Deskriptive Kennwerte der Stichprobe (N = 32).....	76
Tabelle 3:	Ausbildung der Versuchspersonen der Stichprobe (N = 32).....	76
Tabelle 4:	Anzahl und Prozente der gelösten Schaltungsaufgaben im Lern- und im Testdurchgang (N=32).....	77
Tabelle 5:	Beispiele für Modifikationen des Fragebogens von Lompscher (1995) „Wie lernst Du?“	79
Tabelle 6:	Kategoriensystem zur Kodierung der Videos.....	82
Tabelle 7:	Beispiel der Rohdatentabelle einer Versuchsperson für einen Lerndurchgang.....	85
Tabelle 8:	Korrelationskoeffizienten (Spearman) von Vorkenntniswerten mit Punkt- und Fehlerwerten für die Lernaufgaben (N=32)	91
Tabelle 9:	Korrelationskoeffizienten (Spearman) von Lernstrategiewerten (Oberflächen-, Tiefen-, und Metakognitive Strategien) mit Punktwerten für Lern- und Testaufgaben (N=32)	93
Tabelle 10:	Korrelationskoeffizienten (Spearman) realer Lernstrategiewerte mit erfragten Lernstrategiewerten und Punktwerten für Lern- und Testaufgaben (N=32).....	94
Tabelle 11:	Korrelationskoeffizienten (Spearman) von Emotionswerten (PANAS-State positiv und negativ) mit Punkt, Fehler und Vorwissenswertes (N=32)	95
Tabelle 12:	Korrelationskoeffizienten (Spearman) von Emotionswerten (PANAS-State positiv und negativ) mit Werten für die Handlungen „Informieren“ und „Nachvollziehen“ (N=32).....	97
Tabelle 13:	Korrelationskoeffizienten (Spearman) von Werten des Motivationsfragebogen FAM mit den Punktwerten für die Lernaufgaben, für die Fehler und die Schaltversuchsanzahl (N=32)	98
Tabelle 14:	Korrelationskoeffizienten (Spearman) des Interesses gering (1) und hoch (2) herausgeforderter Versuchspersonen mit Punkt- und Fehlerwerten für das Lernen.....	99
Tabelle 15:	Ergebnis einer Faktorenanalyse von 11 Variablen aus den Vorbefragungen zu Vorkenntnissen, Motivation, Emotion und Lernstrategien (N=32)	101
Tabelle 16:	Mittelwerte und Standardabweichung der Faktorwerte 1- 4 von Gruppe 1 und 2 (N=32)	102
Tabelle 17:	Unterschiede beider Faktorgruppen bei Punkt- und Fehlerwerten für das Lernen und bei beobachteten Lernstrategiewerten (N=32).	104
Tabelle 18:	Korrelationskoeffizienten (Spearman) der Shannon-Entropiewerte der Sequenzen mit Punkt und Fehlerwerten (N=32)	106
Tabelle 19:	Korrelationskoeffizienten (Spearman) von x- und y- Dimension der zweidimensionalen Skalierungslösung der Lernhandlungssequenzen des Lerndurchganges mit Fragebogenwerten und Verlaufswerten der Lernsequenz (N=32)	110
Tabelle 20:	Mittelwerte der drei Entropiegruppen bei Punkt- und Fehlerwerten (N=32)	111

Tabelle 21:	Signifikanzen der Mittelwertsunterschiede der drei Gruppen.....	112
Tabelle 22:	Korrelationskoeffizienten (Spearman) von x- und y- Dimension der zweidimensionalen Skalierungslösung der Lernsequenzen des Testdurchganges mit Fragebogenwerten und Verlaufswerten der Testsequenz (N=32).....	114
Tabelle 23:	Gruppenmittelwerte für Punkt- und Fehlerwerte des Testdurchganges (N=32).	115
Tabelle 24:	Analyse von Mittelwertsunterschieden zwischen den Entropiegruppen des Testdurchganges (N=32).....	116
Tabelle 25:	Korrelationskoeffizienten der Entfernungen zwischen Lern- und Testsequenzen und Lernerfolgs- und Fehlermaßen (N=32).....	119
Tabelle 26:	Korrelationskoeffizienten (Spearman) der gewichteten Dichte mit Lernerfolgs- und Fehlermaßen (N=32)	120
Tabelle 27:	Mittelwerte des soziometrischen Status von 5 verschiedenen Knoten (N=32).....	121
Tabelle 28:	Mittelwerte von Punkt- und Fehlerwerten der nach soziometrischen Status gruppierten Versuchspersonen (N=30).....	122

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1:	Modifiziertes Modell der guten Informationsverarbeitung nach Schneider (1996).	27
Abbildung 2:	Arten eine Glühlampe mit einer Batterie zu verbinden (Osborne & Freyberg, 1985).....	42
Abbildung 3:	Darstellung graphentheoretischer Konzepte anhand von Schenkungen zu Weihnachten zwischen Verwandten.	50
Abbildung 4:	Foto des Arbeitsplatzes zum Aufbauen der einfachen elektrischen Schaltungen	72
Abbildung 5:	Programm zum Erlernen des Knotens doppelter Palstek	74
Abbildung 6:	Das zur graphentheoretischen Analyse verwendete Programm Agna. 86	
Abbildung 7:	Auswertungsprogramm zur Berechnung der relativen Entropie	90
Abbildung 8:	Mittelwerte von Lern- und Fehlerwerten beider Interventionsgruppen	105
Abbildung 9:	Anordnung der Sequenzen des Lerndurchganges nach ihrer relativen Entropie, die über die algorithmische Komplexität bestimmt wurde. Erfolgreiche Lerner sind rot gekennzeichnet. Dimension 1 korreliert sehr hoch mit der Anzahl der Lernhandlungen und Dimension 2 korreliert mittel mit der subjektiven Erfolgswahrscheinlichkeit.....	108
Abbildung 10:	Anordnung der Sequenzen des Testdurchganges nach ihrer relativen Entropie, die über die algorithmische Komplexität gemessen wurde. Erfolgreiche Lerner sind rot gekennzeichnet. Dimension 1 korreliert hoch mit der Anzahl der Lernhandlungen und Dimension 2 korreliert mittel mit der Testpunktzahl.	113
Abbildung 11:	Zweidimensionale Anordnung von Lern- und Testsequenzen nach ihrer algorithmischen Komplexität. Die Testsequenzen der erfolgreichen Versuchspersonen sind mit roten Punkten gekennzeichnet, die entsprechenden Lernsequenzen finden sich am anderen Ende der Linie.	117
Abbildung 12:	Zweidimensionale Anordnung von Lern- und Testsequenzen nach ihrer algorithmischen Komplexität. Die Testsequenzen der schlechtesten Versuchspersonen sind mit roten Punkten gekennzeichnet, die entsprechenden Lernsequenzen finden sich am anderen Ende der Linie.	118
Abbildung 13:	Graph von Versuchsperson 12 mit Lernhandlungen und Objekten, der Graph stellt die bei der Lernaufgabe prinzipiell kürzestmögliche Zugzahl dar.	124
Abbildung 14:	Graph von Versuchsperson 12 mit Lernhandlungen	125
Abbildung 15:	Graph von Versuchsperson 9 mit Lernhandlungen und Objekten	126
Abbildung 16:	Graph von Versuchsperson 9 mit Lernhandlungen	127
Abbildung 17:	Graph von Versuchsperson 24 mit Lernhandlungen und Objekten ..	128
Abbildung 18:	Graph von Versuchsperson 24 mit Lernhandlungen	129
Abbildung 19:	Graph von Versuchsperson 17 mit Lernhandlungen und Objekten. .	130
Abbildung 20:	Graph von Versuchsperson 17 mit Lernhandlungen	131

0 Abstract

Eine handlungsnahe Analyse des Lernens wird in der psychologischen Forschung oft gefordert, um die Vorhersagbarkeit von Lernstrategien zu verbessern und die Effekte verschiedener psychologischer Variablen auf den in Handlungen eingebunden Prozess des Lernens besser verstehen zu können. Gemessen an den häufigen Forderungen handlungsnaher Analysen erfolgen diese selten (Friedrich & Mandl, 2006).

In der vorliegenden empirischen Arbeit erfolgte eine handlungsnahe Analyse von Lernprozessen, es wurde das Vorgehen einer studentischen Stichprobe von 32 Personen beim Erlernen einfacher elektrischer Schaltungen mit der Videokamera beobachtet. Zum Erlernen und Testen dieser Schaltungen stand ein Baukastensystem zur Verfügung. Das Vorgehen der Versuchspersonen wurde kategorisiert und in eine zeitliche Abfolge, eine Handlungssequenz, gebracht. Neben diesen Handlungssequenzen wurden von den Versuchspersonen Vorbefragungswerte zu Vorwissen, Emotionen, Motivation und Lernstrategien ermittelt, sowie verschiedene Punktwerte für die Ergebnisse des Lernens.

Die Analyse von Zusammenhängen von Vorbefragungswerten, Verlaufs- und Ergebniswerten bildet den Gegenstand dieser empirischen Arbeit. Zur Charakterisierung der Sequenzen, die den Verlauf des Lernens abbildeten, kamen graphentheoretische Maße und die informationstheoretischen Konzepte Entropie und algorithmische Komplexität zum Einsatz. Diese Maße bzw. Konzepte wurden bisher in der psychologischen Forschung kaum zur Beschreibung von Handlungsabfolgen verwendet. Es wurde angenommen, dass sich Lernerfolg und unterschiedliches Vorgehen beim Lernen in graphentheoretischen Maßen, Entropie und algorithmischer Komplexität der Handlungssequenzen niederschlagen. Diese Annahme konnte bestätigt werden. Graphentheoretische Maße und die Konzepte Entropie und algorithmische Komplexität erwiesen sich als geeignete Maße zur Charakterisierung der Handlungssequenzen, die auch zum Lernergebnis im Zusammenhang standen.

Weiterhin wurden Ergebnisse zum Zusammenhang von Vorwissen, Emotionen, Motivation und Lernstrategien einerseits, und Vorgehen beim Lernen und Lernergebnis andererseits, repliziert. Die Ergebnisse zeigten außerdem, dass handlungsnahe erhobene Lernstrategien das Lernergebnis deutlich besser vorhersagten, als mit Fragebogen

erhobene Selbstauskünfte von Lernstrategien.

1 Einführung in das Themengebiet

1.1 Analyseebenen des Lernens

Wenn von einer Analyse von Lernprozessen die Rede ist, dann denkt man, im Sinne des derzeitigen „cognitive bias“ in der Psychologie, vor allem an die Analyse von *kognitiven, internen* Lernprozessen. Lernen und Wissenserwerb kann sich aber nur durch die Einbettung dieser internen Lernprozesse in Handlungen vollziehen. Zwischen internen Lernprozessen und Handlungen besteht eine gegenseitige Abhängigkeit, interne Lernprozesse können nicht ohne Handlungen stattfinden und Handlungen wiederum können nicht ohne interne Lernprozesse von statten gehen. Das entstehende Henne-Ei Dilemma kann mit Hinweis auf ein genetisch verankertes Grundwissen für Handlungen aufgelöst werden. Für Schott (2005) ist dieses Grundwissen Teil eines Wissens, das er Weltwissen nennt und das die Basis aller Reaktions- und Handlungsmöglichkeiten eines Organismus darstellt.

Wenn der Erwerb von Wissen zu einer sichtbaren oder potentiellen Verhaltensänderung führt, die nicht auf Reifung, Drogeneinfluss etc. zurückzuführen ist, hat der Organismus gelernt. Schott et al. (2002) stellen aus einer Analyse bestehender Lerntheorien und durch empirische Untersuchungen 7 Thesen auf, wie Lernen untersucht werden sollte. Da diese Thesen den Ausgangspunkt dieser Arbeit darstellen, sollen sie kurz vorgestellt werden.

- 1. These:** Lernen sollte als der Erwerb von Weltwissen betrachtet werden!
- 2. These:** Der Lernstoff sollte so präzise wie möglich beschrieben werden!
- 3. These:** Die große Anzahl unterschiedlicher Lerntheorien ist ein Forschungshindernis!
- 4. These:** Die Lernforschung sollte eine subjektive, intersubjektive und multiperspektive Sichtweise einnehmen!
- 5. These:** Die Interaktion des Lernprozesses mit der Struktur der Lernaufgabe muss beachtet werden!
- 6. These:** Emotionen und Motivation sollten als integraler Bestandteil des

Lernprozesses betrachtet werden!

7. These: Der externe Lernprozess, der Prozess der durch Handlungsregulation gesteuerten Lernhandlungen, sollte mehr beachtet werden!

Ausgangspunkt der vorliegenden Arbeit stellt These 7 dar. Der äußere Handlungsrahmen von Lernen wird in der psychologischen Forschung wenig beachtet, was zu Defiziten in verschiedenen Bereichen führt. Hinter These 7 steckt der Gedanke, dass es sinnvoller ist, erst das Handeln in realen Lernsituationen zu beobachten und dann Hypothesen über interne kognitive Prozesse aufzustellen, als aus Annahmen über hypothetische kognitive Prozesse Lernexperimente abzuleiten, die ökologisch wenig valide sind.

Für die geringe Beachtung des äußeren Handlungsrahmens, der Lernhandlungen also, gibt es mindestens zwei Ursachen. Zum einem ist die Beachtung der Lernhandlungen aufwendig, es gibt kaum geeignete Methoden zur Analyse der Lernhandlungssequenzen und es ist unklar was die Lernhandlungen über interne kognitive Prozesse aussagen können. Zum anderen ist man, überspitzt formuliert, mit einem Forschungsansatz der ohne große Vorannahmen beobachtet, was Personen tun, gefährdet in die behavioristische Schublade gesteckt zu werden, also stark abseits des psychologischen Mainstream zu arbeiten.

Im Zusammenhang mit These 7 sind auch Thesen 2 und 5 zu sehen. Die geforderte gute Beobachtbarkeit von Lernhandlungen verlangt nach einem Lernstoff der die Möglichkeit zu gut beobachtbaren Lernhandlungen bietet und dessen Inhalt genau beschrieben werden kann und muss (2. These). Daraus ergibt sich These 5, die davon ausgeht, dass die Interaktionen von Lernprozess und Struktur der Lernaufgabe beachtet werden müssen. Diese Forderung ist keineswegs trivial. Sie leitet sich aus der als falsch angesehenen Kernannahme der traditionellen kognitiven Psychologie ab, die besagt, „dass die kognitive Architektur universell (general purpose) und inhaltsfrei (content-free) ist... Als Konsequenz der in der kognitiven Psychologie vorherrschenden Annahme eines universellen informationsverarbeitenden Mechanismus wurde nur wenig Aufmerksamkeit darauf gerichtet, welche Art von Stimuli in kognitiven Experimenten verwendet werden“ (Buss, 2004, S.485). Diese Beobachtung trifft auch auf die Lernforschung zu, sie ist Grundlage von These 5.

Die Forderung nach der Beachtung von Emotionen und Motivation im Lernprozess

(6.These) leitet sich ebenfalls aus der 7. These ab. Wenn die externen Lernprozesse in Handlungsregulationsprozesse eingebunden sind, dann sind Motivation und Emotionen entscheidende Variablen (vgl. Dörner 2000), weil aktuelle Handlungsregulationstheorien diese Variablen einschließen.

Marr (1982) hat in sehr allgemeingültiger Weise Ebenen definiert, auf denen informationsverarbeitende Systeme beschrieben und verstanden werden können. Er unterscheidet drei Ebenen:

- *Computational Theory*
- *Representation and Algorithmen*
- und *Hardware Implementation*

Die *Computational Theory* stellt die oberste Erklärungs- bzw. Beschreibungsebene dar. Eine Theorie, ein Beschreibungssystem, auf dieser Ebene trifft Aussagen über die Ziele und die Logik der Informationsverarbeitung und die Einbettung der Ziele der Informationsverarbeitung in übergreifende Prozesse. Die Sprache der Theorieformulierung ist zu vernachlässigen, ebenso die Repräsentationsform, solange die Sprache mächtig genug ist, die vermuteten Informationsverarbeitungsstrategien zu beschreiben.

Representation and Algorithmen stellen die mittlere Ebene dar. Auf dieser Ebene werden Fragen der Effizienz der Informationsverarbeitung und -speicherung und Fragen der zeitlichen Organisation aktuell. Die konkrete Realisierung der Theorie spielt auch auf dieser Ebene keine Rolle. Formalisierung und Implementierung der *Computational Theory* also Informationsverarbeitungsalgorithmen und Frage der Informationsrepräsentation sind Gegenstand dieser Ebene.

Die tatsächliche Realisierung der Theorie wird auf der dritten Ebene, der *Hardware Implementation* interessant. Ein derartiges Modell gibt Auskunft über die physische Speicherung der Algorithmen und der Informationen, die zu verarbeiten sind. So ist man bei der Beschäftigung mit den Hubel-Wiesel-Detektoren zur Linienerkennung im menschlichen Auge eindeutig auf der Ebene der *Hardware Implementation*. Marr (1982) führt aus, dass die Betrachtung jeder Ebene wichtig sei und die Ebenen sowohl

kausal, als auch logisch miteinander verknüpft sein können.

Aus dem Blickwinkel der psychologischen Forschung wird die Frage aufgeworfen, auf welcher Ebene sich psychologische Theorien des Wissenserwerbes und Lernens bewegen sollten. Broadbent (1985) argumentiert, dass psychologische Theorien auf dem „*computational level*“ liegen sollten und dass konkrete Realisierungsfragen für Psychologen nicht relevant sein. Demgegenüber plädieren Rumelhart und McClelland (1985) für die Betrachtung aller drei Ebenen. Ein Beispiel für einen psychologischen Ansatz, der Aussagen über alle drei Beschreibungsebenen trifft, hat Dörner (1999) in seinem Buch „Bauplan einer Seele“ dargestellt. Die Theorie liegt auch als *Hardware Implementation* in Form eines Computerprogramms vor.

Wissenserwerbsprozesse können besser verstanden werden, wenn die Einbettung der Wissenserwerbsprozesse in umfassende Handlungsvollzüge berücksichtigt wird, denn auf diese Art und Weise wird normalerweise gelernt (bspw. im Rahmen einer Prüfungsvorbereitung). Eine derartige Sichtweise kann auch zum besseren Verständnis des Einflusses emotionaler und motivationaler Variablen auf Wissenserwerbsprozesse beitragen, da sie den Einfluss dieser Variablen auf die Regulation von Handlungen berücksichtigt.

1.2 Typologien von Lernenden

Die Schlagworte von der „Wissensgesellschaft“ und vom „Lebenslangen Lernen“ zeigen, dass die Wichtigkeit des Erwerbes von Wissen und Fertigkeiten nach dem Verlassen klassischer Bildungsinstitutionen in das öffentliche Bewusstsein gedrungen ist. Die Entwicklung von Fähigkeiten zum eigenständigen Erwerb von Wissen und Fertigkeiten ist für viele Forscher und Theoretiker, neben dem Erwerb von Fachwissen, zu einer Hauptaufgabe der Erziehung geworden (Artelt, 2006). Eigenständiger Wissenserwerb wird häufig als Selbstgesteuertes, Selbstbestimmtes oder Selbstreguliertes Lernen bezeichnet. Diese Art von Lernen wird in der Literatur vielfältig definiert, eine klare Definition existiert nicht. Übereinstimmend wird die Rolle selbstregulierter, motivationaler, metakognitiver und kognitiver Prozesse hervorgehoben, wie die folgende Arbeitsdefinition beispielhaft zeigt.

„Selbstreguliertes Lernen ist eine Form des Lernens, bei der die Person, in Abhängigkeit von der Art ihrer Lernmotivation, selbstbestimmt eine oder mehrere Selbststeuerungsmaßnahmen (kognitiver, metakognitiver, volitionaler oder verhaltensmäßiger Art) ergreift und den Fortgang des Lernprozesses selbst überwacht.“ (Schiefele & Pekrun, 1996, S. 256) .Beim Selbstgesteuerten Lernen kann der Lernende also „die wesentlichen Entscheidungen, ob, was, wann, wie und woraufhin gelernt wird, gravierend und folgenreich beeinflussen.“ (Weinert, 1982, S.107).

Die Fähigkeiten die benötigt werden, um diese Entscheidungen bezüglich des Lernens zu treffen, anzuwenden und zu überwachen, werden in der Literatur aus verschiedenen Blickwinkeln gesehen. Wichtige Fragen diesbezüglich sind die der Stabilität bzw. Flexibilität dieser Fähigkeiten über verschiedene Zeitpunkte und verschiedene Aufgaben, der Bewusstheit beim Bearbeiten von Lernaufgaben, der Vorhersagbarkeit dieser Fähigkeiten, der Beziehung dieser Fähigkeiten zum Lernerfolg und der Auswirkungen dieser Fähigkeiten auf das konkrete Vorgehen von Lernenden beim Bearbeiten von Lernaufgaben. Eine Beantwortung dieser Fragen ist bedeutsam um Ansatzpunkte für pädagogische Interventionen zu finden.

1.2.1 Lernstrategien

Dieser Zugang zum Selbstregulierten Lernen betont die Rolle der Lernenden bei der aktiven situationsangepassten Auswahl von Verhaltensweisen beim Lernen. Ausgezeichnete Zusammenfassungen der Forschung zu Lernstrategien finden sich in Artelt (2000) und Wild (2000) und (Friedrich & Mandl, 2006)

Nach einer Definition von Friedrich & Mandl (2006, S.1) sind Lernstrategien „jene Verhaltensweisen und Gedanken, die Lernende aktivieren, um ihre Motivation und den Prozess des Wissenserwerbs zu beeinflussen und zu steuern“.

Das Konzept der Lernstrategien ist kein Einheitliches, der Begriff wird sehr heterogen verwendet und definiert. Die Definition von Lernstrategien hängt stark vom Verständnis des Begriffes Strategie ab. Hierbei lassen sich drei Sichtweisen unterscheiden: eine konservative Sichtweise, eine liberale Sichtweise und eine traditionelle Sichtweise (Bjorklund & Harnishfeger, 1990).

Der konservative Strategiebegriff fordert die Bewusstheit und Intentionalität von Handlungen bzw. Vorgehensweisen für die Verwendung des Begriffes Strategie. Folgende Definition zeigt dies beispielhaft: „Strategien sind intentionale, zielgerichtete, spontane, bewusste, unter der Kontrolle einer Person stehende, kapazitätsbelastende und selektive Prozesse, die nicht lediglich automatische bzw. obligatorische Konsequenzen der Aufgabenbearbeitung sind“ (Hasselhorn, 1996, S.59). Ein und dieselbe Handlung von einer Person kann von diesem Standpunkt aus strategisch bzw. nicht strategisch sein. Dies hängt davon ab, wie automatisiert die Handlung ist, wie gut sie gelernt wurde. Wenn am Anfang eines Lernprozesses bestimmte Regeln/Techniken mühsam befolgt werden, so würde von einer Strategie gesprochen werden. Nach dem Verinnerlichen, wenn die Technik automatisch angewandt wird, hat sie ihren Strategiecharakter verloren. Demzufolge kann nur in Bezug auf Personen von Strategien gesprochen werden, nicht jedoch in Bezug auf Handlungen/Techniken.

Der traditionelle Strategiebegriff besteht nicht auf der Bewusstheit von Handlungen als Strategiemerkmale. Strategien sind nach dieser Sichtweise bewusstseinsfähig, aber nicht bewusstseinspflichtig, sie können also auch unbewusst ablaufen. Für Pressley et al. (1989), die diese Sichtweise vertreten, sind Strategien potentiell bewusste, zielgerichtete und kontrollierbare Prozesse, die vor allen in der Lernphase kognitive Kapazität benötigen, aber später im allgemeinen zu besseren Lernleistungen führen. Beim automatisierten Ablauf strategischer Prozesse wird dann kognitive Kapazität eingespart.

Der liberale Strategiebegriff fasst jegliches inneres und äußeres Verhalten als strategisch auf, das eine Beeinflussung von Informationsauswahl und Informationsverarbeitung zum Ziel hat. Dies schließt dann, neben klassisch lernstrategischem Verhalten, auch Methoden der Motivations- und Emotionsregulation sowie Aufmerksamkeitssteuerung mit ein.

Neben den verschiedenen diskutierten Ansätzen zur Bewusstheit von Lernstrategien lassen sich differentialpsychologische und allgemeinspsychologische Zugänge zu Lernstrategien unterscheiden. Der differentialpsychologische Ansatz postuliert bestimmte Lernstile (siehe dazu Abschnitt 1.2.2), die mit Persönlichkeitseigenschaften gleichgesetzt werden und demzufolge als relativ stabil angesehen werden.

Die „approaches to learning“ Ansätze sehen bestimmte Typizitäten beim Lernen als

situationsspezifische kognitiv - motivationale Muster an. Das theoretische Fundament dieses Ansatzes bilden die „levels of processing“ von Craik & Lockhart (1972). Die Autoren postulieren, dass die Tiefe der Verarbeitung, d.h. die Intensität der Beschäftigung mit einem Lernstoff, Quantität und Qualität des Behalteneen beeinflusst. Je mehr der Lernende die Semantik/Bedeutung des Lernstoffes herausarbeitet, desto mehr wird er auch vom Lernstoff behalten. Im Gegensatz dazu wird eine oberflächliche Art der Verarbeitung gesehen, bei der lediglich mechanisch auswendig gelernt wird, was zu deutlich schlechteren Behaltensleistungen führen soll.

Diese Annahmen konnten Craik und Tulving (1975) in einem klassischen Experiment untermauern. In ihrer Untersuchung hatten die Versuchspersonen Listen von Substantiven zu lernen, jede Versuchsperson musste beim Lernen Fragen zu den zu lernenden Wörtern beantworten. Es gab drei verschiedene Fragen, also drei Bedingungen.

- Bedingung „*Type*“ - Is the word in small or large type?
- Bedingung „*Phonology*“ - Does the word rhyme with _____?
- Bedingung „*Meaning*“ - Is the word a _____ ?

Die Bedingung „*Type*“ wurde einer oberflächlichen (*swallow*) Bearbeitungsweise zugeordnet, die Bedingung „*Phonology*“ wurde einer mittleren (*medium*) Bearbeitungsweise zugeordnet und die Bedingung „*Meaning*“ wurde einer tiefen (*deep*) Bearbeitungsweise zugeordnet. Die Behaltensleistung stieg von den Bearbeitungsweisen „*swallow*“ über „*medium*“ bis „*deep*“, wobei sich alle Gruppen signifikant voneinander unterschieden. Die Autoren fanden ihre Vermutung, dass die Antwortzeit bei der tiefen Verarbeitung größer ist als bei der oberflächlichen Verarbeitung, nicht bestätigt.

Das Konzept der Verarbeitungstiefen bot sich als Ansatzpunkt für pädagogisch/psychologische Forschung an, es zog eine Vielzahl von Veröffentlichungen nach sich. Richtungweisend waren die Arbeiten von Marton & Säljö (1976). Die Autoren ließen Studenten Texte zur schwedischen Universitätsreform mit dem Hinweis lesen, dass dazu dann inhaltliche Fragen beantwortet werden sollen. Nach dem Lesen wurden den Versuchspersonen in einem Interview Fragen bezüglich

ihres Vorgehens beim Lernen gestellt. Es erwies sich, zur Überraschung der Autoren, dass sich das Vorgehen beim Lernen eindimensional - bipolar beschreiben ließ. Das eine Ende des angenommenen Kontinuums war ein Lernansatz, der stark durch Auswendiglernen gekennzeichnet war, dieser wurde von den Autoren als „*surface-level approach*“ bezeichnet. Ein auf tieferes Verständnis des Lernstoffes gerichteter Lernansatz, der sich unter anderem durch das Verknüpfen von neuem mit bereits Bekanntem, durch Beispiele finden und durch kritisches Prüfen des Gelesenen auszeichnet, wurde als „*deep-level approach*“ bezeichnet und bildete das andere Ende des Kontinuums. Das Lernverhalten ist aus der Perspektive dieses Ansatzes auch auf konkrete Lernsituationen zu beziehen, d.h. Lernende verfolgen nicht unbedingt konsistent einen *surface-level approach* bzw. *deep level approach*.

Bei kognitionspsychologisch begründeten Lernstrategiekonzepten findet man in der Literatur häufig die Unterteilung in kognitive, metakognitive und motivationale Strategien. Short & Weissberg- Benchell (1989) sprechen gar von einer „*Triple Alliance for Learning*“. Eine gute Illustration dieser Sichtweise bietet folgende Definition:

„Adaptable learning calls for cognitive behavioural control, or the tendency to appraise learning situations optimistically so that learning intentions are formed. In addition, it takes action control to see that these intentions are enacted, and emotion control to reduce upcoming negative emotions, and mood swiftly.“ (Boekaerts, 1992, S. 381).

Wegen der Bedeutung kognitionspsychologischer Konzepte in der Lernstrategieforschung soll an dieser Stelle auf die Unter Aspekte kognitive, metakognitive und motivationale Strategien eingegangen werden. Zu den kognitiven Strategien werden *Transformationstrategien* (Transfer der Informationen auf ein anderes Medium, einen anderen Gegenstandsbereich), *Elaborationsstrategien* (Vergleichen, Beispiele finden, Konstruktion, Integration) und *Memorierungsstrategien* (Lernen von Kernbegriffen, Einprägen durch Wiederholung) gezählt. Metakognitive Strategien (siehe dazu auch Metakognition im Abschnitt 1.3.3) bestehen aus *Regulation* (Anpassung der Lerntätigkeit an momentane Erfordernisse, z.B. Verringerung der Lesegeschwindigkeit bei schwierigen Abschnitten), *Planung* (Festlegung von Lernzielen, Stellen von Verständnisfragen) und *Überwachung* (wiederholte Kontrolle

des Lernerfolges). *Motivationale Strategien* beinhalten eine gute Ausnutzung der Lernzeit und das bewusste Monitoring von Anstrengung und Aufmerksamkeit.

Zur Kategorisierung von Lernstrategien wurde von Friedrich und Mandl (1992) folgender Vorschlag gemacht. Die Autoren unterscheiden zwischen:

1. Primär- und Stützstrategien
2. allgemeinen und spezifischen Strategien
3. Mikro-, Meso-, und Makrostrategien.

Mit der Unterteilung in *Primär- und Stützstrategien* unterscheiden die Autoren in der Lernsteuerung in zwei grundlegende Kategorien. Die *Primärstrategien*, wirken direkt auf die zu erwerbenden und zu verarbeitenden Informationen ein, um sie besser verstehen, behalten, abrufen und transferieren zu können. Dazu zählen unter anderem Hypothesen-Testen, Textzusammenfassungen und Dekompositionsverfahren.

Bei *Stützstrategien* spielen bestimmte nichtkognitive Faktoren eine Rolle, von denen begründet angenommen wird, dass sie das Lernen erleichtern. Diese Art von Strategien beeinflusst motivationale und exekutive Funktionen wie Selbstmotivation, Aufmerksamkeitssteuerung, metakognitive Kontrolle, Zeitplanung und die Auswahl angemessener Techniken/Strategien für bestimmte Lernsituationen. Auf den Prozess der Informationsverarbeitung wirken derartige Funktionen indirekt ein, sie setzen den Prozess in Gang, halten ihn am laufen und steuern ihn.

Die Unterteilung *allgemeine/spezifische Strategien* zielt auf die Breite des Einsatzes von Strategien, auf ihren Allgemeingrad. Definitionsgemäß haben spezifische Strategien (wie bspw. Fehlersuchstrategien in einem Computerprogramm) eine geringere Bandbreite ihres Einsatzes als allgemeine Strategien wie bspw. die Mittel-Zweck-Analyse.

Die Unterteilung der Autoren in *Mikro-, Meso-, und Makrostrategien* hat die unterschiedliche Hierarchieebenen der Analysen und die unterschiedliche zeitliche Erstreckung von Strategien als Klassifikationsmerkmal. Zeitlich kurze kognitive Prozesse (z.B. das Ziehen eines Analogieschlusses) werden als *Mikrostrategien* bezeichnet. In *Mesostrategien* sind hochautomatisierte Mikrostrategien als elementare Bestandteile eingebunden. Es sind Ketten/Komplexe von Strategien die bspw. beim

Lösen von mathematischen Textaufgaben Anwendung finden. *Makrostrategien* kennzeichnen Prozesse längerer zeitlicher Ausdehnung wie z.B. die Vorbereitung auf eine Prüfung, sie schließen Mikro- und Makrostrategien mit ein.

Das Strategiekonzept von Lompscher (1992), dessen Fragebogen in dieser Arbeit Anwendung findet, unterscheidet Strategien auf der *Handlungsebene*, auf der *Tätigkeitsebene* und auf der *Operationsebene*. Strategien der *Handlungsebene* schließen Prozesse der Zielbildung, Planung, Ausführung, Kontrolle und Bewertung ein. Strategien der *Tätigkeitsebene* sind Strategien die die momentane Lerntätigkeit organisieren. Strategien auf der *Operationsebene* beinhalten die Mikroprozesse der Informationsverarbeitung. Lompscher nimmt die Makrostruktur der Lernstrategie als weiteres Klassifikationsmerkmal hinzu. So kann eine Strategie sich auf Interaktionen von Personen, wie Koordination, Kommunikation und Kooperation, beziehen, sie kann sich aber auch auf die Auseinandersetzung des Lernenden mit dem speziellen Lerngegenstand beziehen.

Eine Unterteilung in drei Analyseebenen von Lernstrategien wählte Schmeck (1988). Auf der untersten Ebene werden vor allem Fertigkeiten und Lerntaktiken untersucht, diese Einheiten können auch Arbeitstechniken genannt werden. Sie werden durch Übung angeeignet und können beobachtet werden. Aufgabentypische Reihenfolgen von Teilprozeduren, die von Lernenden planvoll eingesetzt werden, gehören in die mittlere Analyseebene und diese sind für Schmeck die klassischen Lernstrategien. Generelle Vorlieben von Personen für bestimmte Lernstrategien werden der dritten Analyseebene zugerechnet und als individuelle Lernstrategien bezeichnet.

Trotz der hier dargestellten Bedeutungsvielfalt des Lernstrategiebegriffes besteht nach Artelt (2000) weitgehend Einigkeit bei folgenden Punkten:

- Lernstrategien sind komplexe Handlungssequenzen, die dem Erreichen eines Lernzieles dienen und einzelne Operationen in einen sinnvollen Zusammenhang stellen,
- Lernstrategien sind im Gedächtnis abrufbar gespeichert, d.h. sie sind mental repräsentiert,
- Lernstrategien sind Lernaktivitäten die zielorientiert sind, sie gehen über die für die Aufgabenbearbeitung/Lernaufgabe notwendigen Operationen hinaus.

Die Arten der Operationalisierungen von Lernstrategien spiegeln die Verschiedenheiten der Definitionen wieder. Lernstrategien werden aus Tagebuchaufzeichnungen, Interviews und Beobachtungsverfahren erschlossen, oder mit Fragebögen oder Fremdbeurteilungen erhoben. Generelle Lernstrategien werden meist mit standardisierten Fragebögen erhoben, um Auskünfte über situations- und stoffübergreifende Vorgehensweisen beim Lernen zu erhalten. Spezifische Lernstrategien werden nach Krapp (1993) durch

- schriftliche Befragungen nach einer realen Lernsituation (Fragen nach Art und Dauer eines bestimmten Verhaltens),
- strukturierte Interviews über die Art und Weise des Vorgehens bei spezifischen Aufgaben,
- cued recall Methoden (Video einer Lernsituation anschauen und kommentieren),
- und durch Sprachlabormethoden (Versuchsleiter unterbricht Lernsituation und fragt nach Verhaltensgründen) erfasst.

Lernstrategieinventare werden von Wild & Schiefele (1993) nach der Art ihrer Konstruktion in induktive Verfahren und deduktive Verfahren unterteilt. Induktive Verfahren haben ihren Ausgangspunkt in qualitativen Analysen bspw. Interviews oder Inhaltsanalysen. Beispiele hierfür wären das *Study Process Questionnaire (SPQ)* (Biggs, 1987; Biggs, Kember & Leung, 2001) und das *Approaches to Studying Inventory (ASI)* von Entwistle (1988) bzw. dessen verbesserte Versionen der *ASSIST* (Entwistle, Tait & McCune, 2000). Wild (2000) merkt eine schlechte Passung der Faktorenstruktur des *SPQ* an, die in empirischen Untersuchungen relativ konsistent repliziert wurde. Zeegers (2001) untersuchte in einer Längsschnittstudie die Stabilität der Faktoren des *SPQ*. Er konstatierte, dass die Zugänge (*approaches*) der Lernenden dynamisch sind und sich mit der Lernerfahrung ändern. Der Faktor „*Achieving Approach*“ wies die größte Variabilität auf und der Faktor „*Deep Approach*“ korrelierte als einziger Faktor stabil positiv mit der Lernleistung.

Die von Entwistle postulierte Faktorenstruktur des *ASI* konnte empirisch bis jetzt nicht bestätigt werden. Duff (2003) nutzte eine weiterentwickelte Version des *ASI*, das

Revised Approaches to Studying Inventory (RASI) um Lernstrategien von MBA-Studenten zu untersuchen. Die psychometrischen Eigenschaften wurden in der Untersuchung als zufrieden stellend eingeschätzt, als Prädiktor für Leistungen bei mündlichen und schriftlichen Prüfungen waren die Punktwerte nicht geeignet.

Beispiel für Inventare mit kognitionspsychologischen Hintergrund sind das *Motivated Strategies for Learning Questionnaire (MSLQ)* von Pintrich & Garcia (1993) bzw. dessen deutsches Gegenstück das *Inventar zur Erfassung von Lernstrategien im Studium (LIST)* von Wild & Schiefele (1994) und das *Learning and Study Strategies Inventory (LASSI)* von Weinstein & Mayer (1986)

Strale (2001, S. 28) untersuchte das *LASSI* und fand eine „konsistent inkonsistente Faktorenstruktur und eine schwache bis moderate Kriteriumsvalidität“.

Sandmann (2003) konnten zeigen, dass sich Experten und Novizen in Physik bzw. Biologie bei der Auswahl ihrer tatsächlich angewandten Lernstrategien unterscheiden. Experten nutzten signifikant häufiger Tiefenstrategien. Es konnten keine Zusammenhänge zwischen mit Fragebogen (*LIST*) erfassten Lernstrategien und tatsächlichen angewandten Lernstrategien bzw. Lernerfolg nachgewiesen werden.

Friedrich & Mandl (2006, S.12) konstatieren „In praktischer und theoretischer Hinsicht interessiert, ob die Anwendung von Lernstrategien zu mehr Lernerfolg führt. ... Zunächst ist festzuhalten, dass – summarisch betrachtet – die Ergebnisse nicht sehr beeindruckend sind“. Die Autoren weisen darauf hin, dass die Ergebnisse allerdings davon abhängen, wie Lernstrategien und Lernerfolg erfasst werden. Eine handlungsnaher Erfassung von Lernstrategien würde, im Gegensatz zu einer Erfassung mit Fragebogen, zu höheren Zusammenhängen zwischen Lernstrategieeinsatz und Lernerfolg führen.

Für die Unzulänglichkeit von Selbstauskünften über den habituellen Strategieeinsatz als Prädiktoren für realen Strategieeinsatz bzw. den Lernerfolg (Artelt, 2000; Baumert & Köller, 1996; Stebler & Reusser, 1997; Wild, 2000) werden verschiedene Ursachen diskutiert. Neben generellen methodischen Vorbehalten gegenüber Fragebögen zur Verhaltensvorhersage und Zweifeln an der Validität aktueller Lernstrategieinventare werden vor allem Bedingungen erfolgreichen Strategieeinsatzes angesprochen. Das Modell des *Good Strategy User's* von Pressley et al. (1989) benennt, neben dem Wissen über Strategien, bereichsspezifisches Wissen, motivationale Überzeugungen und metakognitive Kontrolle als Voraussetzungen effektiven Nutzens von

Lernstrategien. Das Modell zeigt, dass Wissen über Lernstrategien nicht automatisch zu deren Einsatz führt und führt letztlich zur Diskussion über die bekannte Kluft zwischen Wissen und Handeln.

Biggs (1993) beleuchtet in einem Aufsatz mit dem programmatischen Titel *“What do inventories of students' learning processes really measure? A theoretical review and clarification.”* den Charakter der in Lernstrategiefragebögen erhobenen Daten. Demnach werden Prädispositionen zu Lernen gemessen, die vom jeweiligen Lerngegenstand modifiziert werden und neben anderen Variablen wie Motiven, Fähigkeiten, Erwartungen, Vorwissen etc. beachtet werden müssen.

Die uneinheitlichen Ergebnisse zu Lernstrategien legen es nahe, diese handlungsnah, während des Lernverlaufes, zu erheben. Hierbei sollten angegebene und reale Lernstrategien zueinander bzw. zum Lernerfolg und zur Lernzeit in Beziehung gesetzt werden. Es existieren vergleichsweise wenig Studien die Lernstrategien handlungsnah analysieren, was ein Indiz für die theoretischen und methodischen Schwierigkeiten ist, die bei der Erfassung handlungsnaher Lernprozesse und ihrer Interpretation auftreten (Artelt (2000)).

„Im Vergleich zu den zahlreichen Bekundungen über die Notwendigkeit einer handlungsnahen Analyse von Lernstrategien ist die Zahl der tatsächlich durchgeführten handlungsnahen Studien zum strategischen Lernen sehr gering. ... Es scheint der Prozessanalyse von Lernstrategien vorbehalten zu sein, strukturelle Beziehungen zwischen Lernstrategien, Überwachungsprozessen und Lernerfolgen zu analysieren.“ (Artelt, 2000, S.76).

1.2.2 Lernstile

Beim Verständnis der Fähigkeiten zum Selbstgesteuerten Lernen als Lernstile, werden diese als relativ stabile, individuelle, kognitive und volitional/affektive Verhaltensweisen angesehen, die widerspiegeln wie Personen ihre Umwelt wahrnehmen, strukturieren und auf sie reagieren. Eine bewusste Steuerung der Bearbeitung von Lernaufgaben wird hierbei weitgehend ausgeblendet, da Unterschiede in der Informationsverarbeitung als kontextunabhängige Verhaltenstile gesehen werden,

die sich auf Persönlichkeitsmerkmale gründen (Wild, 2000).

Ein umfangreiches Forschungsgebiet befasst sich mit der Kategorisierung dieser Persönlichkeitsmerkmale bzw. individueller Präferenzen. Unterschiede zwischen Lernenden werden vor allem bezüglich *learning styles* und *cognitive styles* gesehen (Jonassen & Grabowski, 1993).

Das Konzept der Lernstile (*learning styles*) geht davon aus, dass Lernende ein bevorzugtes, stabiles Repertoire an Verhaltensweisen und Zugängen zum Lernen haben. Lernstile beschreiben Präferenzen der Lernenden für verschiedene Lern- und Lehrarten, sie basieren auf Selbsteinschätzungen und Selbstbeschreibungen der Lernenden. Es existiert eine Vielzahl unterschiedlicher Kategorisierungen. Bekannte Lernstilkonzepte stammen von Kolb, der sein Konzept aus seiner *experiential learning theory* ableitete (Kolb, 1985; Kolb, Boyatzis & Mainemelis, 2001) und von Honey & Mumford (1992).

Kolb unterscheidet bei Lernstilen hinsichtlich der präferierten Art Erfahrungen bzw. Informationen zu sammeln (wahrnehmend, begreifend, fühlend vs. analytisch, verstehend) und die Art Informationen zu verarbeiten (nach innen gerichtetes Beobachten und Nachdenken vs. nach außen gerichtetes Handeln). Aus der Kombination der Ausprägungen ergeben sich vier Lerntypen:

1. *Diverger* (konkret/reflektiv)
2. *Assimilator* (abstrakt/reflektiv)
3. *Converger* (abstrakt/aktiv)
4. *Accommodator* (konkret/aktiv).

Das von Kolb entwickelte Instrument um Lernstile zu messen, ist das *LSI (Learning Style Inventory)*. In einer Studie von Ferrell (2003) waren *Accommodator* und *Assimilator* beim Absolvieren eines College - Einführungskurses weniger erfolgreich als *Diverger* oder *Converger*. Ein Training zur Adaption des Lernstiles erbrachte keinen signifikanten Unterschied zwischen trainierter und untrainierter Gruppe.

Jones (2001) ging in einer Untersuchung der Frage nach der Aufgabenabhängigkeit der Lernstile von Kolb und deren Beziehung zur Leistung nach. Es konnte sowohl eine Abhängigkeit der Lernstile vom Aufgabenbereich (*english, math, science, and social studies*) als auch eine Abhängigkeit der Leistung vom Lernstil nachgewiesen werden. 81% der Studenten wechselten mindestens einmal ihren mit dem *LSI* gemessenen

Lernstil bei Konfrontation mit verschiedenen Aufgabenbereichen. Obwohl die psychometrische Qualität des *LSI* wiederholt kritisiert worden ist (Brew, 2002; Henson & Hwang, 2002; Loo, 1996), wird das Inventar häufig in den Bereichen *Education* und *Managment* eingesetzt. Es ist Gegenstand einer andauernden Debatte ob die Probleme des *LSI*, Probleme der Theorie und/oder des Instrumentes widerspiegeln.

Honey & Mumfords Lernstilkonzept bezieht sich auf einen vierstufigen, fortschreitenden, zyklischen Lernprozess. Folgende Phasen werden nach dieser Theorie beim Lernen durchlaufen:

1. **Erfahrung** (neue Daten aus persönlichen Erfahrungen, Untersuchungen etc.)
2. **Reflexion** (Analyse der Bedeutung dieser Daten)
3. **Schlussfolgern** (Konzept und Begriffsbildung)
4. **Testen** (Prüfen der neuerworbenen Konzepte)

Ein kompletter Durchlauf dieser Phasen kann zu neuen Erfahrungen führen, dies ist der Ausgangspunkt für die erste Phase eines neuen Zyklus. Individuen unterscheiden sich in ihren persönlichen Vorlieben bezüglich verschiedener Stufen des Lernzyklus. Lernende präferieren bestimmte Phasen dieses Prozesses, haben somit einen bevorzugten Lernstil. Da Honey & Mumford davon ausgehen, dass sich die meisten Menschen keine bewussten Gedanken darüber machen, wie sie lernen, wird in ihrem *Learning Styles Questionnaire (LSQ)* (Honey & Mumford, 1992) nach Verhalten in bekannten Situationen gefragt und darüber wird auf Lernstile geschlossen. Swailes & Senior (1999) konnten die 4-Faktoren Struktur der Theorie nicht replizieren. Die psychometrische Qualität des *LSQ* ist häufig kritisiert worden (Duff & Duffy, 2002; Zwanenberg, Wilkinson & Anderson, 2000).

Angesichts theoretischer und psychometrischer Probleme stellt sich die Frage inwieweit das Konzept der Lernstile geeignet ist, Fähigkeiten zum Selbstreguliertem Lernen aufgabenunabhängig zu beschreiben und den Lernerfolg vorherzusagen. Beziehungen zwischen Lernstilen und konkreten Vorgehen beim Lernen werden weitgehend ausgeblendet, da der Ansatz von einer gewissen Stabilität von Verhaltensweisen beim Lernen ausgeht. Die dargestellten Befunde deuten auf eine Aufgabenabhängigkeit der Lernstile und stellen damit die behauptete Stabilität und

Kontextunabhängigkeit der Lernstile in Frage.

1.2.3 Kognitive Stile

Das Konstrukt der kognitiven Stile wurde erstmals von Allport eingeführt. Er bezog sich auf die typische Art des Wahrnehmens, Erinnerns, Denkens und Problemlösens eines Individuums. Grigorenko & Sternberg (1995, S. 211) definieren kognitive Stile folgendermassen. „A cognitive style is neither a level of intelligence nor a personality trait, but rather an interaction of intelligence and personality“. Kognitive Stile beziehen sich auf die bevorzugte Art der persönlichen Informationsverarbeitung und beschreiben typische Stile des Denkens, des Erinnerns oder des Problemlösens.

Mit dem Anwachsen der Forschungsarbeiten auf diesem Gebiet wuchs auch die Zahl der identifizierten Dimensionen kognitiver Stile. 1984 identifizierte Messick 19 verschiedene kognitive Stile, Cheema 1991 über 30 und Armstrong fand 1999 über 50 Dimensionen auf denen kognitive Stile differenziert wurden. Analysen der Struktur kognitiver Stile ergaben, dass sich alle Stile zu zwei Gruppen prinzipieller kognitiver Stile zusammenfassen lassen, der „*Wholist-Analytic*“ Gruppe und der „*Verbalizer-Imager*“ Gruppe. Der „*Wholist-Analytic*“ Stil wird als die Tendenz eines Individuums gesehen, Informationen als Ganzes oder in Teilen zu verarbeiten, der „*Verbalizer-Imager*“ Stil bezieht sich auf die verbale oder bildliche Repräsentation von Informationen (Hill, Armstrong, Graff, Rayner & Sadler-Smith, 2003).

Die bekanntesten und stabilsten kognitiven Stile sind Feldunabhängigkeit und Feldabhängigkeit. Diese Stile beziehen sich auf die Art der Auseinandersetzung einer Person mit ihrer Umwelt. Perzeptuell gesehen unterscheiden feldunabhängige Personen eher zwischen Figur und Hintergrund als feldabhängige Personen (Witkin et al., 1977). Als Instrument zur Messung der Feldabhängigkeit von Personen wird der *Group Embedded Figures Test* verwendet (Witkin et al. 1971).

Der Einfluss von Feldabhängigkeit/ Feldunabhängigkeit auf den Lernprozess und die Leistung wurde von vielen empirische Studien belegt. In einer Untersuchung konnten Wey und Waugh (1993) nachweisen, dass feldunabhängige Personen beim Lernen in einer reinen Hypertextumgebung am Computer signifikant besser abschnitten als

feldabhängige Personen. Eine Kontrollgruppe die als Lernmaterial eine Hypertextumgebung mit integrierter Graphik bekam zeigte keinen signifikanten Unterschied zwischen feldabhängigen Lernenden und feldunabhängigen Lernenden. Die Autoren ziehen den Schluss, dass Grafiken feldabhängigen Personen zusätzliche Hinweise geben, was zu einer besseren Leistung führt. Williams (2001) konnte bei einer Untersuchung der Problemlösefähigkeit von Studenten zeigen, dass als feldunabhängig eingestufte Personen bessere Problemlöser waren. Sie verbrachten außerdem mehr Zeit in der Problemlöseumgebung, einer Simulation und schnitten besser im Nachtest ab.

Das bessere Abschneiden von feldunabhängigen Lernenden bei Lernaufgaben aus dem schulischen oder universitären Umfeld ist ein häufiges Ergebnis (Paramo & Tinajero, 1990; Umar, 2000). Dies ist nicht verwunderlich, da kognitive Stile an der Schnittstelle von Intelligenz und Persönlichkeit positioniert werden und sich somit durchaus auch Beziehungen kognitiver Stile zur Intelligenz finden lassen. Ein weiterer Grund für das gute Abschneiden dürfte die Überrepräsentation von Aufgabentypen sein, die für feldunabhängige Lernende, besser geeignet sind.

1.2.4 Kritische Zusammenfassung

Die bisher dargestellten Ansätze zur Typisierung der Fähigkeiten *Selbstregulierten Lernens* betonen sehr stark die kognitiven Aspekte *Selbstregulierten Lernens*, sei es in Form bevorzugter Verarbeitungsmodi, oder in Form bevorzugter Lernstrategien. Dies führte auch zu einem methodischen Bias, der sich in einer starken Bevorzugung von Selbstauskünften bei Untersuchungen *Selbstregulierten Lernens* und in einer Vernachlässigung handlungsnaher Untersuchungen äußert, was letztlich zu den beschriebenen schlechten Übereinstimmungen zwischen Selbstauskünften über Lernstrategien und realem Vorgehen führt.

Weinert (1999) versteht Handlungskompetenz als Schlüsselfertigkeit *Selbstregulierten Lernens* und grenzt sie von kognitiver Kompetenz ab, die sich auf inhaltspezifisches Wissen und inhaltspezifische Strategien bezieht. Handlungskompetenz dagegen schließt neben kognitiven Komponenten auch emotionale, motivationale, volitionale Komponenten als Voraussetzungen für erfolgreiches Handeln ein. Handlungskompetenz ist also eine Kompetenz, die zur Erreichung eines bestimmten Zielzustandes notwendig

ist. „Das theoretische Konzept der Handlungskompetenz verbindet in umfassender Weise jene intellektuellen Fähigkeiten, inhaltsrelevanten Kenntnisse, kognitiven Fertigkeiten, bereichsspezifischen Strategien, Routinen und Subroutinen, motivationalen Tendenzen, volitionalen Kontrollsysteme, persönlichen Werthaltungen und sozialen Verhaltensmuster zu einem komplexen System individueller Voraussetzungen, um die Anforderungen eines bestimmten Berufes, einer beruflichen Position, einer sozialen Rolle, aber auch eines persönlichen Projektes erfolgreich erfüllen zu können“ (Lévy-Leboyer, 1996, nach Weinert, 1999, S. 17-18).

Einen theoretischen Rahmen für Handlungskompetenz bietet das Modell der „guten Informationsverarbeitung“ nach Schneider (1996). Abbildung 1 stellt das Modell dar, das für die Bedürfnisse dieser Arbeit leicht modifiziert wurde.

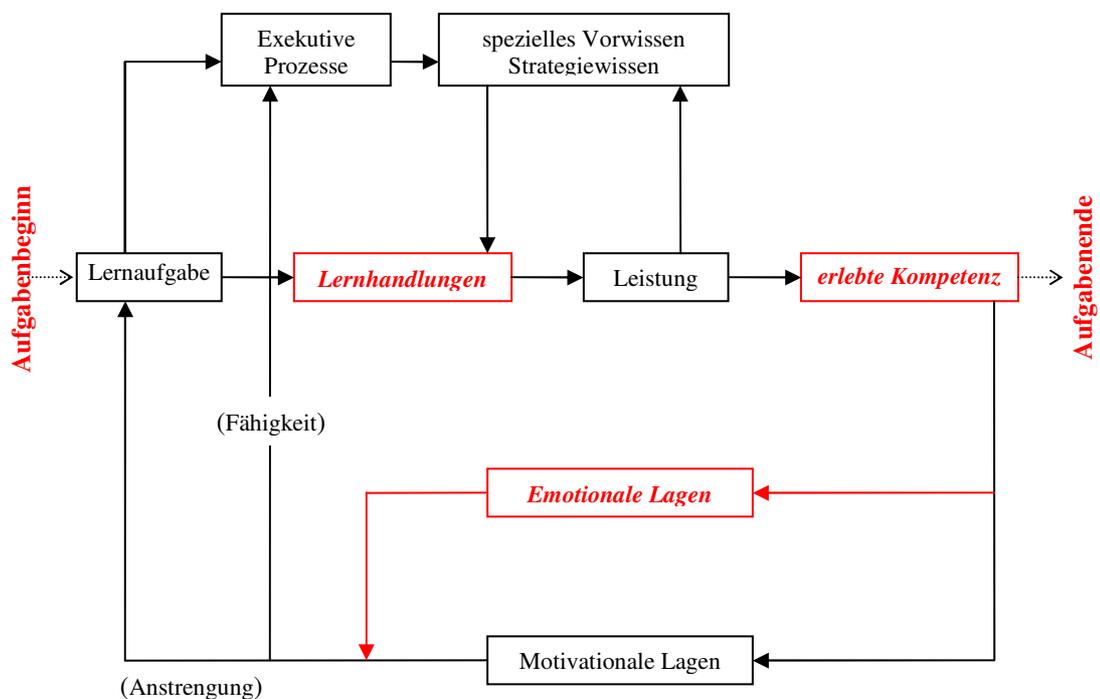


Abbildung 1: Modifiziertes Modell der guten Informationsverarbeitung nach Schneider (1996).

Die Modifikationen des Originalmodells von Schneider sind fett und rot gekennzeichnet. Der Begriff Lernhandlungen wurden eingeführt, da es um Handlungskompetenz beim Selbstregulierten Lernen geht, d.h. die tatsächlich ausgeführten Lernhandlungen stehen im Mittelpunkt. Unter Lernhandlungen wird die Gesamtheit aller lernrelevanten Handlungen eines Individuums im Lernprozess

verstanden. Dies können sehr aufgabenspezifische Handlungen sein, aber auch allgemeine lernstrategische Handlungen. Diese Lernhandlungen führen zu einer bestimmten Leistung und die Leistung wiederum führt zu einem bestimmten Kompetenzerleben. Im Original von Schneider ist die Komponente Kompetenzerleben nicht enthalten. Sie wurde in Anlehnung an Dörners Kompetenzmotivator (Dörner, 1999) eingeführt. Hierbei geht es nicht um objektive, von außen überprüfbare Kompetenz, sondern um die Selbsteinschätzung der eigenen Kompetenz, die nicht zwingend objektiv sein muss. Eine geänderte Selbsteinschätzung im Lernhandlungsprozess ändert Motivation und Emotion. Diese können dann, vermittelt über andere Prozesse, zu veränderten Lernhandlungen führen. Emotionen sind im Originalmodell von Schneider ebenfalls nicht enthalten, sie wurden eingeführt, da inzwischen viele Hinweise zur Wichtigkeit von Emotionen bei der Handlungsteuerung vorliegen (vgl. Abschnitt 1.3.2).

Das modifizierte Modell der „guten Informationsverarbeitung“ kann, ebenso wie das Originalmodell, nicht als genaues Ablaufmodell betrachtet werden. Sein Wert ist heuristischer Natur, es war handlungsleitend bei der Variablenauswahl für die vorliegende Untersuchung.

1.3 Psychologische Einflussfaktoren auf Lernverlauf und Lernergebnis

1.3.1 Motivation

Im Folgenden sollen die im *Modell der guten Informationsverarbeitung* dargestellten psychologischen Konstrukte, die den Verlauf und das Ergebnis des Lernens beeinflussen können, näher betrachtet werden.

Leistungen, die über einfachste Anforderungen hinausgehen, erfordern, neben bestimmten, anforderungsspezifischen Fähigkeiten, auch ein Bemühen. Die wissenschaftliche Untersuchung dieses Bemühens ist Gegenstand der Motivationspsychologie. Bei Kenntnis der konkreten Anreize und ihrer Stärke in einer Lernsituation, unter Berücksichtigung der Fähigkeiten, recht gute Vorhersagen über die Lernaktivitäten und das Lernergebnis gemacht werden (Rheinberg, 1989). Da die Erfassung konkreter Lern- und Leistungsanreize häufig schwierig bis unmöglich ist,

wurde versucht allgemeine Motivklassen zu bilden, aus denen eine Vorhersage von Lern- und Leistungsanreizen für eine konkrete Situation möglich ist.

Ausgehend von den Arbeiten Julius Kuhls erscheint es notwendig zwischen Motivation und Volition zu unterscheiden. Die Bedeutung des Willens in der Motivationspsychologie wurde erst von Kuhl (1983) überzeugend herausgearbeitet. Vorher war man der Annahme, dass der Willen und die ihm zugrunde liegenden Prozesse nichts beinhalten, was nicht schon durch den Begriff der Motivation abgedeckt ist (Kuhl, 1985). Volition und Motivation werden von Kuhl als ein komplexes System der Selbststeuerung angesehen. Zur Erreichung eines bestimmten Zieles benötigt man zunächst Motivation. Nach Heckhausen (1987) geht es dabei um Wünschen, Wägen und Wählen, um Motivation im engeren Sinne also. Zur Ausführung der abgewägten und gewählten Wünsche benötigt man eine Willenskraft oder einen Willen (Volition). Erst die Willenskraft bzw. der Willen gibt der Motivation eine neue Qualität. Die gewünschte, gewägte und gewählte Tätigkeit kann ausgeführt werden und ist durch den Willen auch, im gewissen Maß, gegen Störeinflüsse geschützt.

Historisch gesehen wurde das Konstrukt der Leistungsmotivation zunächst als zentrale motivationale Bedingung von Lernen und Leisten angesehen (Heckhausen, 1989). Ausgehend von Murray, der eine Taxonomie zwanzig grundlegender menschlicher Bedürfnisse erstellte und dazu auch das Bedürfnis nach Leistung zählte, begann ein Forscherkreis um McClelland (1953) mit einer systematischen Erforschung der Leistungsmotivation.

Zur Messung der Leistungsmotivation wurde sie eine verbesserte Variante des *TAT* verwendet. Der *TAT* (*Thematic-Apperception-Test*) ist ein projektiver Test und wurde schon von Murray verwendet. McClelland verwendete als Maß für die Leistungsmotivation die Anzahl leistungsbezogener Gedanken, die Versuchspersonen unter „entspannten“ Versuchsbedingungen zu bestimmten leistungsanregenden Bildern produzierten. Je mehr leistungsbezogene Gedanken Versuchspersonen äußern, desto stärker ist die ihnen zugeschriebene Leistungsmotivation (Weiner, 1984).

Einflussreich für die leistungsmotivationspsychologische Forschung war die Unterscheidung zwischen Misserfolgsmotiv und Erfolgsmotiv. Misserfolgsmotivierte Personen unterscheiden sich vor allem durch die Wahl eines extrem hohen oder niedrigen Anspruchsniveaus von erfolgsmotivierten Personen. Erfolgsmotivierte

Personen schätzen ihre Erfolgchancen realistischer ein und wählen daher ein mittleres Anspruchsniveau.

Nicholls (1989) schlägt eine Differenzierung des Konstruktes Leistungsmotivation vor, die zwei Arten von Zielorientierung unterscheidet, eine Wettbewerbs- bzw. Leistungsorientierung und eine Bewältigungsorientierung. Während eine bewältigungsorientierte Person das Ziel hat bestimmte Aufgaben zu lösen oder die eigene Kompetenz zu steigern, möchte eine wettbewerbsorientierte Person ihre besseren Fähigkeiten gegenüber einer Vergleichsgruppe präsentieren. Bewältigungsorientierte Personen sind demnach eher sachorientiert und wettbewerbsorientierte Personen sind eher sozial orientiert, im Sinne von Orientierung an einem sozialen Maßstab.

Trotz dieser Weiterentwicklung leistungsmotivationspsychologischer Konzepte hat die Leistungsmotivationsforschung ihre führende Rolle verloren. Andere motivationale Konstrukte wie Interesse, Selbstkonzept, Selbstwirksamkeit, extrinsische und intrinsische Motivation haben zunehmend an Bedeutung gewonnen. Extrinsische und intrinsische Motivation definieren sich über die motivierende Funktion von Handlungsfolgen. Während bei der extrinsischen Motivation Handlungsfolgen die außerhalb der Person liegen bzw. in einem willkürlichen Zusammenhang mit ihr stehen, motivierend wirken, sind es bei der intrinsischen Motivation die unmittelbar mit der Handlung verbundenen Anreize, die motivierend wirken. Intrinsische Motivation kann tätigkeitszentriert (positiv erlebte Tätigkeit z.B. Joggen) oder gegenstandszentriert (Sammeln von Briefmarken) sein (Schiefele, 1996). Die Tätigkeit ist bei der gegenstandsbezogenen Motivation nur ein Vehikel, der Hauptanreiz liegt in der persönlichen Bedeutsamkeit des Gegenstandes.

Das Interesse umfasst die Wertigkeit, die ein Gegenstandsbereich für eine bestimmte Person angenommen hat (Krapp, 1992). Das Konstrukt des Interesses ist demnach entscheidend für die gegenstandszentrierte intrinsische Motivation, wobei sich die Frage stellt, ob diese Art der Motivation auch ohne Interesse möglich ist. Schiefele (1996) unterscheidet zwischen individuellem Interesse, dass als relativ überdauerndes Personenmerkmal angesehen wird und situationalem Interesse, dass ein vorübergehender Erlebniszustand ist.

Zum Zusammenspiel der leistungsmotivationalen Größen Interesse und Leistung, haben Rheinberg & Vollmeyer (2000; 2001) mehrere Untersuchungen durchgeführt.

Zur Erfassung der Motivation nutzten sie den *FAM (Fragebogen zur Erfassung der aktuellen Motivation)*. Dieses Inventar erfasst kompetenz- und leistungsthematische Motivationsfaktoren, Misserfolgserwartung, Erfolgswahrscheinlichkeit, Herausforderung und Sachinteresse. Rheinberg & Vollmeyer konnten für das Sachinteresse mehrere interessante Zusammenhänge nachweisen. Das Interesse hatte bei Personen, die sich durch die spezielle Aufgabe hoch herausgefordert fühlten, einen deutlich geringeren Zusammenhang mit dem Lernergebnis, als bei niedrig herausgeforderten Personen. Ebenso hatte bei langsamen Lernern das Interesse einen signifikanten Einfluss auf das Lernergebnis, im Gegensatz zu schnellen Lernern, wo kein Effekt vorlag. Dem Sachinteresse kann also besonders bei Personen die lernpsychologisch nicht optimale Voraussetzungen haben bzw. nicht optimal vorgehen, eine Art „Energetisierung“ zugesprochen werden, die zu besseren Leistungen führt. Bei Aufgaben die einen hohen Grad an Eigensteuerung verlangen, war das Interesse ein viel besserer Prädiktor für gute Leistungen, als bei Aufgaben die nur einen geringen Teil an Selbststeuerung erlauben. Derartige differentielle Effekte des Interesses auf die Leistung, die sich auf unterschiedliche Lerngeschwindigkeiten, unterschiedliche Aufgaben und unterschiedliche individuelle Herausforderungen gründen, zeigen die Bedeutung des Interesses als wichtige motivationale Variable.

1.3.2 Emotionen

Das Wort Emotion kommt vom lateinischen „*emovere*“ (sich bewegen). Der Wortstamm betont den dynamischen Charakter von Emotionen. Die Definition von Konstrukten ist in der Psychologie oft problematisch, das Konstrukt Emotionen bildet hierbei keine Ausnahme. Es existiert eine große Anzahl von Emotionsdefinitionen. In den meisten Definitionen werden Emotionen durch vier Komponenten beschrieben stellen Clore und Ortony (2000) fest. Diese Komponenten sind:

- (a) kognitive Komponenten,
- (b) motivational-behaviorale Komponenten,
- (c) somatische Komponenten,
- (d) subjektive Erfahrungskomponenten .

Oatley & Johnson-Laird (1996) weisen in ihrer Arbeitsdefinition von Emotionen, die sie für ihre „Communicative Theory of Emotions“ verwendet haben, auf die handlungssteuernde Funktion von Gefühlen hin. Emotionen werden demnach durch eine bewusste oder unbewusste Bewertung eines Ereignisses in Bezug auf ein bestimmtes Ziel verursacht. Durch Gefühle entsteht Handlungsbereitschaft (*readiness to act*) und die Wahrscheinlichkeit der Auswahl bestimmter Verhaltensweisen verändert sich (*prompting*). Kognitive Prozesse und Handlungen können durch Emotionen unterbrochen oder unterbunden werden, weil Emotionen mit Handlungen und kognitiven Prozessen in Konkurrenz um Kapazität stehen. Gefühle können an Schlüsselstellen von Verhaltensfolgen auftreten und einen Wechsel der nächsten Verhaltensabsichten signalisieren oder nahe legen. Nach Oatley & Johnson-Laird, (1996) werden die für Handlungsziele wichtigen Ereignisse bewertet und bei Veränderung der Wahrscheinlichkeit der Zielerreichung wird die Reaktionsbereitschaft des Organismus den neuen Gegebenheiten entsprechend angepasst. Diese Veränderung der Reaktionsbereitschaft wird vom Menschen als Emotion erlebt. Ähnlich wie die Motivation, können Emotionen also die Auswahl und Steuerung von Handlungen beeinflussen.

Nach Dörner (2000) können Emotionen die Genauigkeit der Beschäftigung mit Sachverhalten erhöhen oder vermindern, Dörner nennt diese Genauigkeit „Auflösungsgrad“. Eine Verminderung des Auflösungsgrades kann zu erkundenden Verhaltensweisen führen (Exploration) die durchaus unsystematisch sein können (thematisches Vagabundieren).

Die Begriffe Emotionen, Affekt, Gefühle und Stimmungen werden im Alltag oft synonym gebraucht, doch auch in der Fachliteratur ist der Sprachgebrauch oft ungenau. Deshalb soll eine Abgrenzung von Stimmungen zu Emotionen vorgenommen werden. Isen (1994) grenzt Stimmungen von Emotionen durch folgende Punkte ab:

- Stimmungen sind häufiger das Resultat alltäglicher Ereignisse als Emotionen
- Stimmungen haben eine längere Zeitdauer als Emotionen
- Die Indikatoren und Effekte von Stimmungen sind globaler, als die von Emotionen,
- Stimmungen haben eine geringere Intensität als Emotionen.

Stimmungen nehmen nicht wie Emotionen fast die gesamte Aufmerksamkeit in Anspruch, beeinflussen aber trotzdem Denken und Verhalten. Sie unterbrechen auch nicht wie starke Emotionen kognitive Prozesse oder Handlungsfolgen, sondern sie schaffen einen neuen kognitiven Kontext, *"they gently color and redirect ongoing thoughts and actions"* (Isen, 1994, S. 186). Stimmungen beeinflussen also nachfolgendes Verhalten, ohne dass die Veränderungen des Kontextes und des momentanen inneren und äußeren Verhaltens sofort offensichtlich sind. Dieser indirekte und wenig offensichtliche Wirkmechanismus macht Stimmungen als Modulatoren von informationsverarbeitenden Prozessen für die psychologische Forschung interessant.

Wenige psychologische Modelle beschäftigen sich explizit mit dem Einfluss von Emotionen bzw. Stimmungen auf kognitive Prozesse und (Lern)Verhalten, wobei in den letzten Jahren aber ein zunehmendes Interesse an dieser Problematik zu beobachten ist. Neue theoretische und empirische Impulse in diesem Bereich kommen nicht nur aus der Psychologie (Goschke, 2002), sondern auch aus dem Umfeld der Erforschung von Künstlichen Intelligenzen aber auch aus neurologischen Befunden.

Das Interesse von Informatik/Robotik an Modellen die Emotion, Kognition und Verhalten integrieren ist pragmatischer Natur und gründet sich vor allem im Versagen klassischer Modelle künstlicher Intelligenz in komplexen Systemen und Situationen. Mit einem besseren Verständnis der Bedeutung emotionaler Funktionen für das Verhalten von Menschen verbindet sich die Hoffnung diese Erkenntnis in KI – Modelle zu implementieren, damit sich diese Modelle rationaler in hochkomplexen Umgebungen verhalten. Den bemerkenswerten Paradigmenwechsel den diese neue Sichtweise darstellt, beschreibt Evans (2004, S. 179) so:

„According to the negative view, emotions usually affect reasoning for the worse. To the extent that humans can free themselves of emotion, therefore, they can become more rational. Until recently, most philosophers and psychologists have tended to agree with Plato on this matter. In the past couple of decades, however, a growing number of thinkers have challenged the traditional consensus. ... They argue for what may be called „the positive view of emotion“. According to the positive view, emotions usually affect reasoning for the better. The positive view suggests that, other things being equal, humans will be *less* rational to the extent that they lack emotions. “

Neurologische Erkenntnisse unterstützen den „positive view of emotion“. Damasio (2001) untersuchte Patienten die Verletzungen beider Frontallappen des Gehirnes aufwiesen und daher wenig oder keine Gefühle mehr empfinden konnten. Interessanterweise waren auch die Fähigkeiten der Personen normale Alltagsentscheidungen (bspw. Auswahl eines Mittagessens) zu treffen, ernsthaft beschädigt.

Die Einflüsse von Emotionen/Stimmungen auf die menschliche Informationsverarbeitung lassen sich in drei verschiedene Bereiche aufteilen (Jaekel, 1997). Emotionen beeinflussen demnach die Tiefe, die Breite und die Dauer der Verarbeitung von Informationen. Positive Emotionen führen im Vergleich zu negativen Emotionen zu folgenden Effekten bei Informationsverarbeitungsprozessen:

- Nutzung einfacherer Denkmodelle
- geringere Nutzung vorhandener Informationen
- Verkürzung der Verarbeitungsdauer der Informationen

Für die durch positive und negative Emotion ausgelösten unterschiedlichen Informationsverarbeitungsstrategien gibt es zahlreiche alternative Erklärungsansätze. Die Affect-Cognition Theory von Fiedler (Fiedler & Bless, 2000) geht davon aus, dass Emotionen eine direkte *und* eine informatorische Funktion haben.

(a) *Informatorische Funktion*: Die momentane Stimmung/Emotion dient als Quelle von Informationen, sie beeinflusst den Inhalt der Kognition, d.h. den Gegenstand der momentanen Informationsverarbeitung.

(b) *Direktive Funktion*: Emotionen/Stimmungen beeinflussen darüber hinaus aber auch den Denkprozess, d.h. die Art und Weise der Informationsverarbeitung. Eine veränderte Emotion führt zu einer veränderten Informationsverarbeitungsstrategie.

Die Annahme einer unterschiedlichen Beanspruchung der kognitiven Kapazität bei guter oder schlechter Stimmung, gute Stimmung müsste nach dieser Sichtweise mehr kognitive Kapazität erfordern, ließ sich empirisch bisher nicht belegen. Ebenso ließ sich

die Annahme nicht belegen, dass positiv gestimmte Personen ihre gute Stimmung nicht durch genaue, systematische Informationsverarbeitung verlieren wollen.

Evolutionstheoretisch begründete Ansätze von Emotionen (Schwarz & Clore, 1988) gehen davon aus, dass positive Stimmung ein Hinweis für den Menschen ist, dass die momentane Situation unproblematisch ist und damit „flachere“, ungenauere Informationsverarbeitung ausreichend ist. Eine durch Heuristiken gekennzeichnete Strategie wird eher in guter Stimmung angewandt, negative Stimmung hingegen signalisiert, dass die Umwelt ein Problem darstellt und somit die Notwendigkeit besteht, zunehmend auf situationale Hinweisreize zu achten und Informationen systematischer zu verarbeiten.

Fiedler (2000) schlägt zur Unterscheidung der Informationsverarbeitungsstile die Begriffe *loosening* (unter der Wirkung guter Stimmung) und *tightening* (unter der Wirkung schlechter Stimmung) vor. Beiden Stilen sollen unterschiedliche Lernmechanismen (Assimilation und Akkomodation) zugrunde liegen. Während *loosening* einen intuitiven, unreliablen kognitiven Stil (heuristische Denkopoperationen) darstellt, bildet *tightening* einen systematischen und rigiden Stil (analytische Denkopoperationen).

Positive Stimmung vereinfacht assimilative Funktionen, zum Beispiel Inferenzen bilden, aktives Generieren und wissensbasierte Elaboration. Bei Aufgaben, die diese Funktionen erfordern, führt positive Stimmung zu einem produktiveren, flexibleren Problemlösen. Mögliche Ursache dafür ist die Zugänglichkeit zu multiplen Wissensstrukturen, die der Auswahl alternativer Lösungen dienen können. Bolte, Goschke & Kuhl (2003) erklären die leistungsverbessernde Wirkung positiver Stimmung mit einer Defokussierung von Aufmerksamkeit. Diese führt dazu, dass man nicht an einem bestimmten Lern- bzw. Lösungsansatz klebt und auch neue Ansätze finden kann. Die Autoren konnten belegen, dass die Genauigkeit intuitiver Urteile, die sie als die Fähigkeit operationalisierten, überzufällig korrekte Urteile über nicht bewusst verarbeitete Stimulusmerkmale abzugeben, unter positiver Stimmung größer ist, als unter negativer Stimmung.

Negative Stimmung hingegen vereinfacht akkomodative Funktionen der Konservierung von Inhalten. Dies erklärt den Vorteil negativer Stimmung bei Aufgaben die eine genaue Prüfung und Verarbeitung des Stimulusinhalts erfordern. Der Erfolg

eines Stils hängt erheblich vom Aufgabentyp ab. Systematische Untersuchungen mit verschiedenen Aufgabentypen sind notwendig um Wechselwirkungen zwischen Emotionen, Aufgabentyp und Vorgehensweise bestimmen zu können.

1.3.3 Metakognition

Ein Zeichen, für die Bedeutung, die der Metakognition beim Lernen zugewiesen wird, aber auch für den noch vorhandenen Forschungsbedarf, ist die Gründung des Journals „*Metacognition and Learning*“ 2006 (Veenman, 2006).

„Metacognition was originally referred to as the knowledge about and regulation of one’s cognitive activities in learning processes. Under the umbrella of this inclusive definition a proliferation of metacognitive terms has unfolded through the years. Metacognitive beliefs, metacognitive awareness, metacognitive experiences, metacognitive knowledge, feeling of knowing, judgment of learning, theory of mind, metamemory, metacognitive skills, executive skills, higher-order skills, metacomponents, comprehension monitoring, learning strategies, heuristic strategies, and self regulation are several of the terms we commonly associate with metacognition.“ (Veenman, 2006, S.3)

Metakognition ist nach der klassischen Definition von Flavell (1977, S. 23) „knowledge and cognition about cognitive phenomena“. Das Wissen und die Kognitionen über eigenes Wissen bzw. eigenes Denken werden in der Literatur in verschiedene Subkategorien unterteilt. Hasselhorn (1992) schlägt eine Einteilung der Metakognition in fünf Subkategorien vor.

Die klassische Wissenskomponente der Metakognition differenziert er in *systemisches Wissen* und in *epistemisches Wissen*.

Die *systemische Komponente* umfasst das allgemeine Wissen über Stärken, Schwächen, Einflussfaktoren und Funktionsgesetzmäßigkeiten eigener kognitiver Funktionen.

Die *epistemische Komponente* umfasst das Wissen über die eigene *aktuelle* kognitive Verfassung und Lernbereitschaft sowie Wissen über eigenes *aktuelles* Wissen, seine Verwendungsmöglichkeiten, seinen Erwerb und seine Lücken.

Die Kontrollkomponente der Metakognition, die *exekutive Metakognition*, umfasst Fertigkeiten der Planung, Überwachung und Steuerung und Regulation eigener kognitiver Aktivitäten.

Für eine gute Nutzung eigener kognitiver Überwachungsprozesse sind Informationen über die aktuellen Möglichkeiten eigener kognitiver Aktivitäten erforderlich. Diese Informationen können auf Erfahrung beruhen, für Hasselhorn die *metakognitive Erfahrung*, sie können aber auch auf intuitiven Prozessen beruhen, dies ist die *Sensitivitätskategorie* der Metakognition.

Pädagogisch interessant ist die Metakognition vor allem wegen Ihrer Effekte auf kognitive Leistungen und damit auch auf Lernzeit und Lernleistung. Schneider (1985) konnte in einer Metaanalyse einen mittleren Zusammenhang von $r = 0.41$ zwischen Metakognition und Leistungen zeigen. In Beantwortung der Frage ob die Instruktion metakognitiven Verhaltens das Lernen erleichtern kann, führt Hacker (1998) eine große Anzahl von Studien auf, unter anderem aus den Bereichen Problemlösen, Mathematik, Sprachenlernen, Lesen, Schreiben, Studieren, die den positiven Einfluss der Metakognition auf die Lernleistung belegen.

Ähnlich wie in der Lernstrategieforschung hängen die Ergebnisse aber stark davon ab, wie Metakognition und Lernerfolg erfasst werden. Veenmann (2005, S.83) merkt an „Results from the present overview of multi-method research reveal little or no correspondence between prospective and retrospective statements on the one hand, and actual, concurrent behavior on the other. Generally speaking, people simply don't do what they say they will do, or they do not recollect accurately what they have done. The present overview at least suggests that concurrent measures are far more adequate representatives of executive metacognitive skills.“ Dies zeigt, dass auch Metakognition handlungsnah erfasst werden muss, um valide Aussagen über deren Anwendung und deren Beziehung zum Lernerfolg zu erhalten.

Die mögliche positive Wirkung metakognitiven Verhaltens auf kognitive Leistungen wird über die Reflexion des eigenen Lernprozesses und eine verbesserte Regulation und Nutzung von Lernaktivitäten und Lernstrategien erklärt. Es ist einsichtig, dass jedwede Selbstüberwachung in Konkurrenz zu anderen kognitiven Leistungen stehen kann. Weinert (1984) vermerkte deshalb, dass die positiven Effekte der Metakognition auf Lernverhalten und Lernleistung hauptsächlich einen Aufgabenbereich mittlerer

Schwierigkeit betreffen. Leichte Aufgaben können mittels automatisierter Lernroutinen gut gelöst werden, hierzu ist keine Metakognition nötig, bei schweren Aufgaben kann Metakognition die Aufgabenbearbeitung behindern und sogar zum Abbruch der Aufgabe führen.

1.3.4 Schemata als Strukturen von Vorwissen

Vorwissen kann das Lösen von Lernaufgaben erheblich beeinflussen. Der Begriff Vorwissen kann das Wissen fachspezifischer Inhalte und das Wissen um den effektiven Erwerb fachspezifischer Inhalte einschließen. Dieses Erwerbswissen kann durchaus sehr individuell sein, Lernende haben oft eine genaue Vorstellung davon, wie sie sich etwas besonders gut merken können bzw. wie sie etwas gut verstehen können (vgl. Abschnitt 1.2.2). Fachspezifische Inhalte sind in den seltensten Fällen als unorganisierte Fakten gespeichert. Für die Repräsentationsarten fach- bzw. bereichsspezifischen Wissens sind verschiedene theoretische Modelle vorgeschlagen worden. Im Rahmen dieser Arbeit soll kurz auf schematheoretische Ansätze eingegangen werden und ausführlich auf mentale Modelle, wegen ihrer Bedeutung für die im Rahmen dieser Arbeit durchgeführten Untersuchungen zum Erlernen von einfachen elektrischen Schaltungen.

Schematheoretische Ansätze versuchen die Repräsentationsarten sprachlicher und bildhafter Wissensinhalte, vorwiegend aus dem Bereich des Anwendungswissens, zu erklären. Eine einheitliche Schematheorie existiert bis jetzt (2006) nicht. Es existieren Schematheorien für sehr spezielle Gebiete, bspw. das motorische Lernen (Schmidt, 1975) und es gibt allgemeine Schematheorien, die Produktionssysteme und konnektivistische Strukturen integrieren, also hybride Modelle der Kognition darstellen (Marshall, 1995). Gemeinsam ist den Ansätzen die Auffassung, dass es sich bei Schemata um Organisationseinheiten von generischen und episodischen Wissen, um kognitive Wissensstrukturen handelt, die typische Zusammenhänge eines Realitätsbereiches repräsentieren. Schemata repräsentieren die Zusammenhänge bestimmter Realitätsbereiche als abstraktes und verallgemeinerbares Wissen mit Leerstellen/Variablen. Ein Einsatz anderer Werte in diese Variablen kann es erlauben neue Schlüsse zu ziehen. Schemata werden im frühen Kindesalter durch

umweltbezogenes Handeln erworben, aus ihnen entwickeln sich allmählich kognitive Konzepte mit Leerstellen. Das Füllen der Leerstellen von Schemata mit neuen Werten (die natürlich innerhalb eines bestimmten Wertebereichs liegen müssen) erlaubt die Anwendung von Schemata auf neue Situationen.

Schemata sind nicht statisch, sie können sich durch folgende Prozesse ändern (Einsiedler, 1996):

- Wissenszuwachs
- Feinabstimmung (Ausdifferenzierung mit neuen Merkmalen, Ausdehnung der Anwendbarkeit, Verfeinerung)
- Umstrukturierung (Neuorganisation kognitiver Strukturen, neuer Zusammenhang bisher nicht zusammenhängender Dinge)
- Integration (Verstehen als Vernetzung bzw. als Konstruktion einer komplexen Struktur unter Berücksichtigung emotionaler und motivationaler Aspekte)

Nach (Al Diban, 2002) sind empirische Arbeiten zur Entstehung von Schemata selten, da sich Schemata, mit Ausnahme von Begriffsbildungen, über einen Jahre andauernden Prozess entwickeln, verfeinern und ändern können. Schemata haben folgende Eigenschaften (Mandl, Friedrich & Hron, 1988):

- sie organisieren als kognitive Strukturen Wissen über typische Zusammenhänge in einem Realitätsbereich.
- sie besitzen Leerstellen, die unterschiedlich aufgefüllt werden können.
- sie können ineinander eingebettet sein.
- sie speichern generisches und episodisches Wissen.
- sie besitzen nicht nur eine Struktur, sondern können auch andere Schemata aktivieren (Prozesskomponente).
- sie speichern ganz unterschiedliche Wissensinhalte.

Je nach Art des betreffenden Realitätsbereiches können Schemata in Handlungsschemata (Pläne), Situationsschemata (Frames), Objekt- und Ereignisschemata (Skripte) und Grammatiken (Repräsentation typische Dramatik von Geschichten) unterschieden werden.

Schemata beeinflussen sowohl den Wissenserwerb als auch den Abruf von Wissen. Der Erwerb von Wissen wird durch die Steuerung der Aufmerksamkeitsverteilung beeinflusst. Nach der Hypothese der selektiven Aufmerksamkeitszuwendung sollen schemarelevante Informationen beim Wissenserwerb mehr Aufmerksamkeit bekommen als nicht-schemarelevante Informationen. Es gibt Befunde aus Untersuchungen mit bildhaften Material, die diese Annahme nicht stützen (Mandl et al., 1988). Das nicht-schemarelevante Informationen ggf. mehr Aufmerksamkeit bekommen können, erschließt sich leicht, wenn man die Informationsverarbeitung des Menschen in einen evolutionären Kontext stellt. So muss in Gefahrensituationen derartigen Informationen eine höhere Aufmerksamkeit gegeben werden, um sie auf ihr mögliches Bedrohungspotenzial zu untersuchen. Wenn dagegen die Situation unproblematisch ist und die rationelle Bearbeitung einer Aufgabe gefordert ist, können irrelevante bzw. nicht schemarelevante Informationen ignoriert werden.

Schemata beeinflussen das Lernen nicht nur durch die Steuerung der Aufmerksamkeit, sondern auch durch schematypische Integration von neuem Wissen in Bestehendes und durch den schematypischen Abruf von bereits bestehendem Wissen. Der Anspruch der Schematheorie „Fragen des Erwerbes, der Verarbeitung, der Repräsentation und des Abrufs von semantisch reichhaltigem Wissen zu behandeln, macht eine weitergehende Präzisierung der Schematheorie erforderlich“ (Mandl et al., 1988, S. 135)

1.3.5 Mentale Modelle als Strukturen von Vorwissen

Eine weitere Möglichkeit zur Strukturierung von Vorwissen eines Individuums stellt das Konstrukt des mentalen Modells dar. „Ein mentales Modell ist eine pragmatische bedeutsame kognitive Konstruktion, mittels derer das modellschaffende kognitive System zum Ausdruck bringt, wie es die Welt ‚sieht‘ und versteht; es wird solange beibehalten, wie es Plausibilität in Bezug auf die Welt erzeugt“ (Seel, 1991, S. 20). Mentale Modelle sind, salopp gesagt, Modelle von Modellen. Einerseits sind sie eine Annahme über die Repräsentationsart von Wissen, andererseits ist bspw. ein mentales Modell einer elektrischen Schaltung, eine Annahme eines bestimmten Individuums über die Funktionsweise dieser Schaltung.

Die oben dargestellte Definition des Konstruktes mentaler Modelle sieht als wichtigstes individuelles Kriterium eine Plausibilität des Modells gegenüber der „Welt“ an. Die Plausibilität eines mentalen Modells kann ein Individuum aus der Brauchbarkeit der Modellvorhersagen ableiten. D. h. im Zusammenspiel von konkreten Eingangsparametern und dem mentalen Modell werden Vorhersagen über Ergebnisse von Situationen oder Ergebnisse von Handlungen gemacht. Treffen diese Vorhersagen zu, so besteht kein Anlass das Modell zu ändern.

Mentale Modelle müssen, wenn Sie zur Vorhersage von Situationsergebnissen, Handlungsfolgen etc. geeignet sind, bestimmte Aspekte des modellierten Gegenstandes widerspiegeln. Diesbezüglich unterscheiden Borges & Gilbert (1999, S. 96) zwei grundlegende Sichtweisen mentaler Modelle in der Forschung:

„For some researchers a mental model is just a representation of some aspects of the world, whereas for others it is an analogue of objects in the world. The first sense is essentially pragmatic, but weak since it does not suggest any strong epistemological or ontological commitments. ... the second sense is stronger and implies that mental models represent aspects of an external reality. ... The view adopted by most researchers may be seen as delimited by these two extreme positions“.

Der Unterschied beider Sichtweisen ist eher quantitativer als qualitativer Natur. Eine mentale Repräsentation eines bestimmten Realitätsbereiches muss Merkmale dieses Bereiches enthalten, andernfalls ließe sich nicht feststellen, was die Repräsentation repräsentiert. Die Frage ist, wie viele wichtige Aspekte des Realitätsbereiches im mentalen Modell repräsentiert sind und ob die Beziehungen der konstituierenden Elemente des Realitätsbereiches so abgebildet sind, das sie gültige Vorhersagen erlauben.

1.3.5.1 Mentale Modelle einfacher elektrischer Schaltungen

Da in der vorliegenden Untersuchung Versuchspersonen beim Erlernen einfacher elektrischer Schaltungen beobachtet werden, sollen im Folgenden mentale Modelle von einfachen elektrischen Schaltungen vorgestellt werden.

Viele Untersuchungen die sich mit den Vorstellungen von Versuchspersonen über den elektrischen Strom und einfache Schaltungen beschäftigen, haben eine ähnliche

Struktur. Den Versuchspersonen werden Batterie, Draht und Glühbirne mit der Aufgabe gegeben, die Glühbirne zum Leuchten zu bringen. Das Bearbeiten der Aufgabe wird mit einer Videokamera aufgenommen und/oder mit einem Beobachtungssystem kategorisiert. Die Versuchspersonen werden dann zu ihrem Vorgehen interviewt, speziell zu den Gründen und Vorstellungen, warum sie Birne, Batterie und Draht auf ihre spezielle Art verbunden haben. Aus den Protokollen der Interviews werden dann die Vorstellungen der Versuchspersonen über einfache elektrische Schaltungen rekonstruiert (Osborne & Freyberg, 1985; Tiberghien, 1983).

Mit dieser Art von Aufgaben wurden Versuchspersonen im Altersbereich von der Grundschule (*primary school*) bis zur Universität untersucht. So analysierten Fredette & Lochhead (1980) auf diese Art und Weise das elektrische Verständnis von Universitätsstudenten und Osborne (1981, 1983) untersuchte mit diesem Design mehrmals Hauptschüler (*secondary school*) in Neuseeland. Unabhängig vom Alter der Versuchspersonen wurde obige Aufgabe, die Lampe zum Leuchten zu bringen, auf eine der in der folgenden Abbildung 2 gezeigten Arten gelöst. Diese Arten des Verbindens lassen sich stabil über eine Vielzahl von Studien finden, wobei sie geringfügig variieren (Borges & Gilbert, 1999).

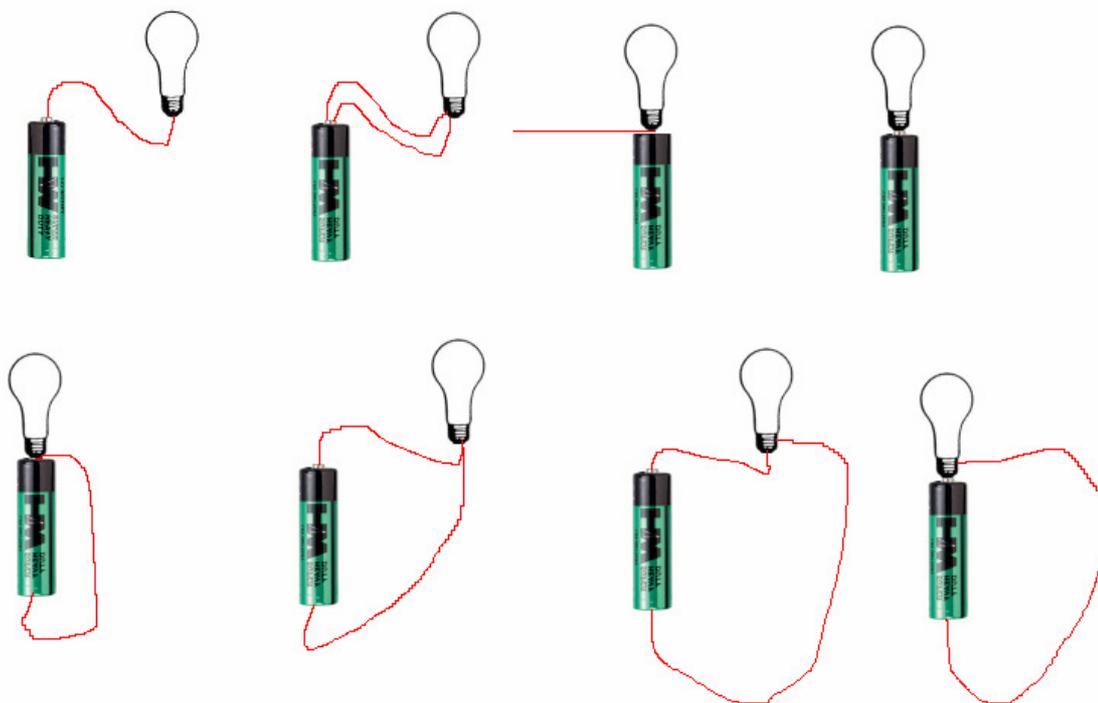


Abbildung 2: Arten eine Glühlampe mit einer Batterie zu verbinden (Osborne & Freyberg, 1985)

Für das Leuchten der Lampe machen die Versuchspersonen ein Konstrukt verantwortlich, das sie je nach persönlicher Vorstellung, Strom, Energie oder Elektrizität nennen. Aus den Varianten wird ersichtlich, dass die angenommenen Eigenschaften dieses Konstruktes sich unterscheiden müssen. Die ersten vier Varianten sind einpolige Varianten. In ihnen drückt sich die Vorstellung aus, dass die Lampe leuchtet, wenn der Strom einen Pol verlässt und zur Lampe gelangt. Die fünfte und die sechste Variante sind Kurzschlussvarianten und auf den Verbraucher (die Lampe) bezogen, einpolige Varianten. Es wird ein Stromkreis aufgebaut, aber ein Verbraucher wird nicht in den Stromkreis integriert, er wird nur einpolig angeschlossen. Hier drückt sich die Vorstellung aus, dass die Lampe leuchtet, wenn der Strom beide Pole verlässt und dann über einen Pol in die Lampe fließt. Variante fünf und sechs schließlich sind physikalisch korrekte Varianten.

Kärrqvist (1985) konnte sechs verschiedene mentale Modelle identifizieren, die die von Osborne (1983) und Shipstone (1985) vorgeschlagenen Modelle einschließen:

- *Unipolares Modell*: In diesem Modell wird ein Stromfluss vom positiven Pol der Batterie zur Kontaktspitze der Glühbirne angenommen. Dieser Fluss wird als ausreichend für das Leuchten der Lampe angesehen. Der zweite Draht wird als unnötig angesehen. Hier wird nicht zwischen Strom und Energie unterschieden, die Bipolarität von Batterie und Lampe wird nicht erkannt. Dieses Modell entspricht dem „*sink model*“ von Fredette & Lochhead (1980).
- *Zwei-Komponenten Modell*: In dieser Modellvorstellung bewegen sich der „Plusstrom“ und der „Minusstrom“ zur Glühbirne, wo sie sich treffen und Energie erzeugen. Dieses Modell entspricht dem „*clashing currents*“ Modell (Osborne, 1983) bzw. dem „*model 1*“ (Shipstone, 1985).
- *Modell der geschlossenen Stromkreise*: Nach diesem Modell haben alle Elemente des Stromkreises zwei Verbindungsmöglichkeiten. Der Strom fließt durch den Stromkreis in einer bestimmten Richtung und er fließt nur, wenn der Schalter geschlossen ist. Beim Fluss durch einen Widerstand setzt der Strom Energie frei. In diesem Modell wird die Bipolarität erkannt, aber es wird nicht zwischen Strom und Energie unterschieden. In den Studien von Osborne und Shipstone gibt es kein äquivalentes Modell.
- *Stromverbrauchsmodell*: In diesem Modell wird der Strom als eine

zeitabhängige Sequenz von Ereignissen beschrieben. Der Strom wird verbraucht während er durch die Verbraucher im Stromkreis fließt, ein Teil des Stromes kehrt in den anderen Pol der Batterie zurück. Dieses Modell entspricht dem „*sequence model*“ (Shipstone, 1985) und dem „*attenuation model*“ (Osborne, 1983).

- *Modell der konstanten Stromquelle*: In dieser Modellvorstellung werden die Notwendigkeit eines geschlossenen Stromkreises, die Zweipoligkeit der Elemente des Stromkreises und das Fließen des Stromes im Kreis erkannt. Die Batterie jedoch wird als Quelle eines konstanten Stromes angesehen, der unabhängig von den speziellen Eigenschaften der Schaltung geliefert wird. Ein Nachlassen der Batterie über die Zeit wird erkannt, aber als einzige Quelle der Veränderung des Stromes gesehen. Nach diesem Modell teilen sich zwei Glühlampen in einer Reihen- bzw. Parallelschaltung auf dieselbe Art den Strom. Shipstone (1984) beschreibt ein ähnliches Modell als „*sharing model*“
- *Ohm's Modell*: In diesem Modell, dem „*scientific model*“ (Osborne, 1983; Shipstone, 1984), wird erkannt, dass ein Strom fließt, der Energie transportiert. Strom und Energie werden als verschiedene Dinge betrachtet. Der Stromkreis wird als ein abhängiges, interagierendes System betrachtet, eine Änderung an einer Stelle betrifft den gesamten Stromkreis.

1.3.5.2 Mentale Modelle der Elektrizität

Die bisher dargestellten Studien haben sich mit den Vorstellungen von Personen über einfache elektrische Schaltungen beschäftigt. Es gibt nur wenige Studien, die sich mit den mentalen Modellen von Elektrizität allgemein beschäftigen. Ein mentales Modell der Elektrizität enthält mehr als ein mentales Modell einer einfachen elektrischen Schaltung. Nach Borges & Gilbert (1999) muss ein mentales Modell der Elektrizität die folgenden Aspekte berücksichtigen:

- Differenzierung zwischen Elektrizität, Strom und Energie
- Bipolarität von Spannungsquellen und Verbrauchern

- Notwendigkeit geschlossener Stromkreise für einen Stromfluss
- Speicherbarkeit elektrischer Ladungen (nicht von Strom)
- Wirkungen von Widerständen auf den Strom
- Arten der Stromverteilung in einem Stromkreis
- Einsicht in das Wesen elektrischen Stromes (bewegte Elektronen)

Um die mentalen Modelle der Elektrizität von Personen unterschiedlichen Alters und unterschiedlicher Professionalität zu analysieren, untersuchten Borges & Gilbert (1999) 56 Personen, die sie nach ihrer Professionalität in fünf Gruppen teilten. Die erfahrenste Gruppe waren Physiklehrer, die unerfahrenste Gruppe waren 15-jährige Schüler, die noch kein Unterricht über Elektrizität und Magnetismus hatten. Alle Versuchspersonen durchliefen ein strukturiertes Interview in dem sie ihre Beobachtungen an elektrischen Schaltungen beschreiben und das Verhalten elektrischer Schaltungen vorhersagen sollten. Borges & Gilbert konnten vier verschiedene mentale Modelle identifizieren, die sich teilweise von den oben dargestellten Modellen unterschieden:

- *Elektrizität als Fluss*: In diesem Modell wird ungenügend zwischen Strom, Energie, Elektrizität und Spannung differenziert, die Begriffe werden häufig synonym verwendet. Strom wird als etwas Fließendes gesehen, das ähnlich wie Wasser von der Batterie zur Glühlampe fließt. Das was durch den Stromkreis fließt, wird als Energie, Strom oder Elektrizität bezeichnet. Personen mit diesem mentalen Modell betonten häufig die unsichtbare Natur des Stromes. Die Batterie wird als Quelle der Energie/Elektrizität gesehen, aus ihr fließt der Strom in die Glühlampe und wird dort verbraucht, er wandelt sich in Licht um. Da ein vollständiger Verbrauch des Stromes in der Lampe angenommen wird, besteht keine Notwendigkeit ihn auf irgendeine Art und Weise abzuleiten. Deshalb versuchen Personen mit diesem Modell bspw. eine Glühlampe mit einem Draht zum Leuchten zu bringen, ein zweiter Draht wird als nicht notwendig angesehen. Dieses Modell ist dem *unipolarem Modell* ähnlich (Osborne, 1981).
- *Elektrizität als „opposing currents“*: In dieser Vorstellung werden Strom und Energie nicht klar voneinander getrennt. Der Strom wird als Energie oder Elektrizität gesehen, die von beiden Polen der Batterie zur Lampe fließt.

Positiver Strom und negativer Strom treffen sich in der Lampe und produzieren dort Wärme und Licht. Obwohl in diesem Modell explizit angenommen wird, dass sich Strom nicht konservieren lässt, wird die Batterie als Energiespeicher gesehen, der sich mit der Zeit verbraucht, weil die Lampe Energie verbraucht. Dieses Modell stimmt mit dem *Zwei-Komponenten-Modell* von Kärqvist (1985) bzw. mit dem „*clashing curensts*“ Modell von Osborne (1983) überein.

- *Elektrizität als bewegte Ladungen:* In diesem Modell wird angenommen, dass Strom aus bewegten elektrischen Ladungen besteht. Die Batterie ist eine aktive Quelle der Elektrizität, die Energie, die sie den elektrischen Ladungen liefert, kommt aus einer chemischen Reaktion. Im Rahmen dieses Modells werden die Bipolarität der Stromkreiselemente und die Notwendigkeit eines geschlossenen Stromkreises erkannt. Der Stromkreis wird über das Verhalten seiner einzelnen Mitglieder beschrieben, er wird nicht als ein interagierendes System wahrgenommen.
- *Elektrizität als Feldphänomen:* In diesem Modell wird der Strom als Bewegung elektrisch geladener Partikel verstanden, diese Partikel (Elektronen) bewegen sich unter dem Einfluss einer Potentialdifferenz. Strom fließt nur in geschlossenen Stromkreisen und kann „gespeichert“ werden. Die Potentialdifferenz wird von den Elementen der Batterie erzeugt und aufrechterhalten. Die Bipolarität aller Elemente des Stromkreises wird erkannt. Der Stromkreis wird als ein interagierendes System angesehen, eine Änderung einer Komponente betrifft die Verhältnisse im gesamten Stromkreis.

1.3.6 Kritische Zusammenfassung

Die Untersuchung lernrelevanter psychologischer Variablen ist ein großes Forschungsgebiet. Die vorgestellte Auswahl psychologischer Variablen kann nicht vollständig sein. Mit Blick auf das Vorwissen ist auch die Intelligenz als sehr wichtiger psychologischer Faktor, der Lernverlauf und Ergebnis beeinflussen kann, zu nennen. Ebenso verhält es sich mit Konstrukten wie Selbstkonzept oder Handlungs- und Lagekontrolle. Auch die Struktur der zu lernenden Aufgabe ist eine sehr wichtige

Variable, die den Verlauf des Lernens beeinflussen kann (Schott et al., 2002). Die Beschränkung auf die dargestellten Variablen leitet sich aus dem Bezug auf das „Modell der guten Informationsverarbeitung“ von Schneider ab.

Die Wirkungen einzelner psychologischer Variablen, wie bspw. Vorwissen, auf den Verlauf und das Ergebnis des Lernens sind vergleichsweise gut erforscht. Die Wechselwirkungen verschiedener lernpsychologischer Variablen und deren Einfluss auf das Lernen sind vergleichsweise wenig erforscht. Dies leitet sich unter anderem aus dem Bestreben der psychologischen Forschung ab, Störvariablen zu eliminieren bzw. konstant zu halten. So werden häufig Untersuchungen zur Wirkung einzelner Variablen auf die Lernleistung durchgeführt (bspw. Motivation), der wechselseitige Einfluss von Motivation und Emotion bzw. Motivation und Vorwissen wird jedoch selten beachtet. Es existieren zur Zeit wenige theoretische Modelle, die diese Einflussfaktoren integrieren können, handlungsregulatorische Modelle, wie das von Dörner (1999), dürften die aussichtsreichsten Modelle sein.

Neben der Nichtbeachtung der Wechselwirkungen der Variablen ist auch die Konstanzannahme der Variablen über den Lernverlauf zu kritisieren. Im Rahmen des *Modells der guten Informationsverarbeitung* wird deutlich, dass Motivation oder Emotion Handlungen direkt beeinflussen können. Diese Variablen können sich im Verlauf des Lernhandlungsprozesses ändern und dann wiederum zu geänderten Handlungen führen. Da sich jedoch untersuchungstechnisch eine fortlaufende Erfassung von bspw. Motivation oder Emotion sehr schwierig gestaltet, wird häufig in Untersuchungen nur einmal gemessen. Aufgrund dieses Wertes werden dann bspw. Zusammenhänge zur Lernleistung berechnet, obwohl sich der Wert geändert haben kann.

2 Ansätze zur Analyse von Handlungssequenzen beim Lernen

Nachdem in den vorhergehenden Abschnitten dargelegt wurde, dass eine handlungsnahe Untersuchung von Lernprozessen wünschenswert und notwendig ist, stellt sich die Fragen nach den Analysemethoden der Daten handlungsnaher Lernprozesse. Derartige Untersuchungen liefern immer einen Verhaltenstrom, der nach Kategorisierung als eine Sequenz von Lernhandlungen betrachtet werden kann. Diese Sequenzen werden im Folgenden als *Lernhandlungssequenzen* bezeichnet. Derartige Lernhandlungssequenzen sind als nonparametrische und multidimensionale Daten zu betrachten. Multidimensional sind diese Daten, da in einer Sequenz von Lernhandlungen in der Regel verschiedene Lernhandlungen vorliegen. Über die Art der Wahrscheinlichkeitsverteilung der Anzahl der einzelnen Lernhandlungen lassen sich, ohne Aufgabenkenntnis, keine Aussagen treffen. Es werden also Verfahren benötigt, die multidimensionale, nonparametrische Daten analysieren können.

2.1 Graphentheoretische Ansätze

Eine mögliche Analysemethode von Lernhandlungssequenzen führt in das Gebiet der mathematischen Graphentheorie. Die Graphentheorie ist ein relativ junges Teilgebiet der Mathematik. König (1936) wird mit der "Theorie der endlichen und unendlichen Graphen" als entscheidender Bahnbrecher angesehen. Die Graphentheorie ist seit ihrer Begründung ein großer und wichtiger Zweig der Mathematik geworden. Praktische Anwendungen graphentheoretischer Konzepte sind die Optimierung von Routenplanungen, die Konzeption und Analyse von Computernetzwerken und die Konzeption großer Verkehrsnetze. In der Lernforschung werden graphentheoretische Ansätze bisher nur zur Analyse von Logfile-Daten verwandt (Astleitner, 1997; Unz, 2000). Derartige Daten erhält man, wenn bspw. die Navigation eines Nutzers auf einer Internetseite aufgezeichnet wird. Für eine weitergehende, umfangreiche Einführung in die Graphentheorie sei auf Diestel (2000) und Halin (1989) verwiesen.

Ein Graph ist ein Paar $G = (V, E)$ disjunkter Mengen mit E als Eckenmenge und mit den Elementen aus E als Ecken des Graphen. V ist die Kantenmenge und die Elemente

der Kantenmenge heißen Kanten. Die Ecken des Graphen, die auch als Knoten bezeichnet werden (die Terminologie ist uneinheitlich), kann man sich anschaulich als Punkte vorstellen, die Kanten als mögliche Verbindungen zwischen den Punkten (Ecken). Die Art der graphischen Darstellung der Verbindung zwischen den Knoten, Linien oder Kurven, ist nicht festgelegt, sowie inhaltlich nicht relevant. Die Anzahl der Knoten eines Graphen wird als Ordnung eines Graphen bezeichnet, ein Graph heißt endlich, wenn die Anzahl der Knoten und Kanten eines Graphen endlich sind.

Zur Verdeutlichung graphentheoretischer Konzepte wird im Folgenden ein kurzes Beispiel dargestellt (vgl. Abbildung 3). Man stelle sich 10 verwandte Personen vor, die sich Weihnachten beschenken. Jede Person bekommt mindestens ein Geschenk, aber nicht jeder bekommt von den jeweils restlichen 9 Personen ein Geschenk. Ein derartiges Problem lässt sich graphentheoretisch gut beschreiben. Die 10 Personen stellen die Ecken oder Knoten des Graphen dar, die Schenkungen die Kanten. Wenn eine Person also 7 Geschenke erhält, aber nur 5 verschenkt, dann kommen in ihrem Knoten 7 Kanten an und 5 Kanten verlassen ihn. Es ist möglich die Geschenkbeziehungen der Verwandten untereinander in eine zweidimensionale Matrix einzutragen. Aus dieser Matrix lässt sich dann ein Graph konstruieren. Derartige Graphen werden in der Literatur auch als Netzwerke bezeichnet, im konkreten Fall handelt es sich um ein Verwandtschaftsnetzwerk. Im Folgenden werden daher die Begriffe Graph und Netzwerk synonym verwendet. Abbildung 3 illustriert das oben beschriebene Verwandtschaftsnetzwerk.

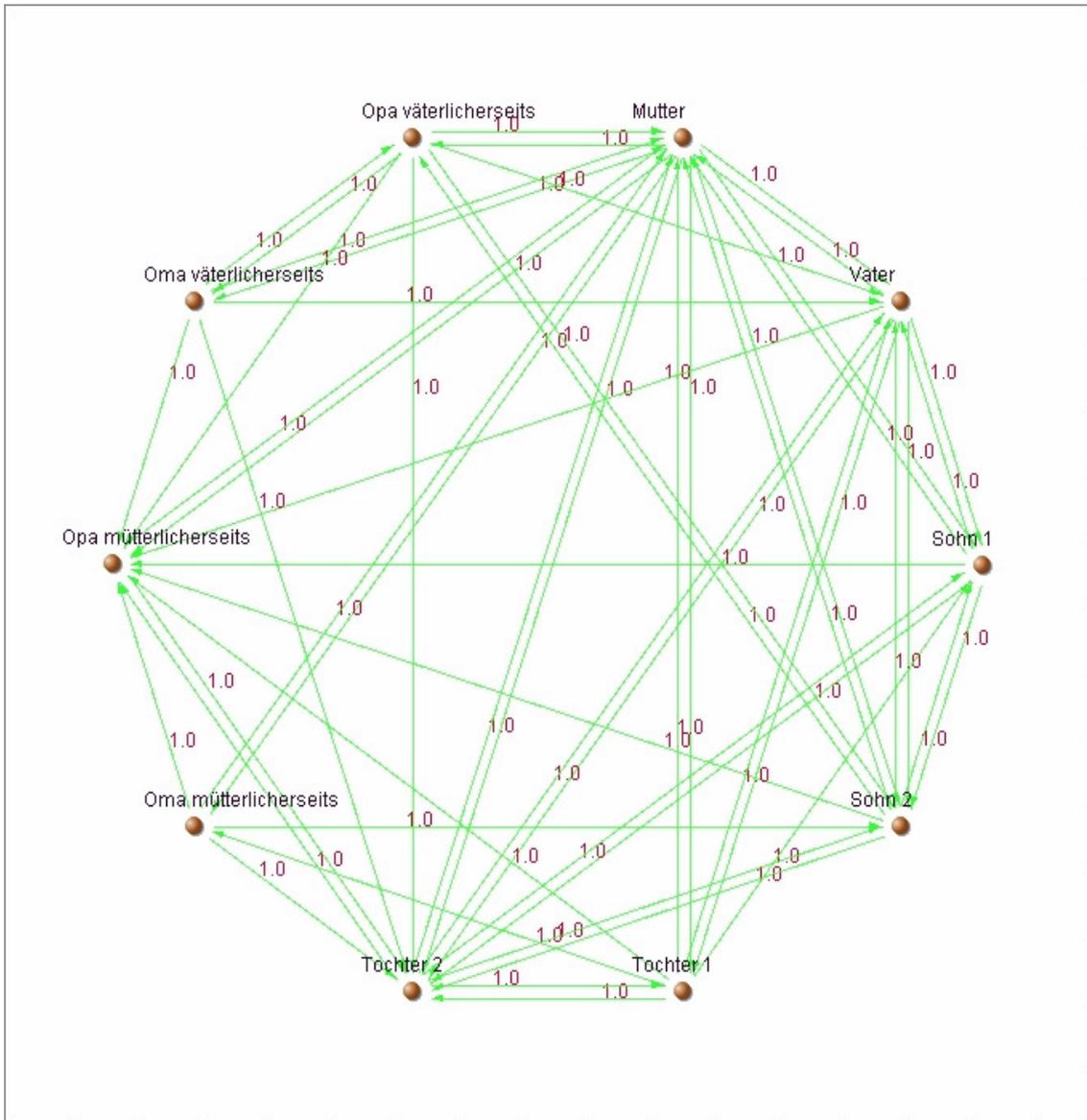


Abbildung 3: Darstellung graphentheoretischer Konzepte anhand von Schenkungen zu Weihnachten zwischen Verwandten.

Schaut man sich den Graphen an, dann wird deutlich, dass in einige Knoten (Personen) viele Kanten münden bzw. dass einige Knoten von vielen Kanten verlassen werden. Demgegenüber gibt es Knoten, die wenige ein- und ausgehende Kanten haben. In Bezug auf das Thema Schenkungen zu Weihnachten lässt sich so relativ einfach ein Überblick über die Thematik gewinnen. Aus der Abbildung des Graphen wird deutlich, dass die Mutter eine zentrale Stellung beim Schenken im Netzwerk der Verwandtschaft hat. Sie verschenkt an alle Leute und bekommt auch von allen Leuten Geschenke. Dies äußert sich in der Abbildung des Graphen darin, dass in ihre Knoten 9 Kanten

hineinzeigen und 9 Kanten heraus. Demgegenüber hat Tochter 1 beim Schenken und Beschenktwerden eine recht "magere" Bilanz. Die Unterschiede der Ecken bei ein- und ausgehenden Verbindungen lassen sich auch mit entsprechenden graphentheoretischen Maßen, die noch näher erläutert werden, darstellen.

Das Beispiel mit den familiären Schenkungen stellt einen *binären gerichteten* Graphen dar. Es ist ein Unterschied, ob die Mutter ihrem Vater etwas schenkt, oder ob er ihr etwas schenkt. Die Kantenwerte können max. den Wert 1 annehmen. 1 bedeutet, dass eine Schenkung stattfand, existiert keine Kante, fand keine Schenkung statt. Es ist möglich die Anzahl der Geschenke, die zwischen den Verwandten geschenkt wurden zu beachten, dann kann der Kantenwert höher 1 sein, je nach Anzahl der geschenkten bzw. erhaltenen Geschenke. In diesem Fall würde es sich um einen *gewichteten und gerichteten* Graphen handeln.

Bei Verwandtschaftsbeziehungen reicht zur Beschreibung der Beziehung zwischen Vater und Tochter eine ungerichtete Kante aus, die Beziehung besteht beidseitig. Eine Darstellung der Verwandtschaftsbeziehungen zwischen den Teilnehmern der Schenkung zu Weihnachten würde einen *binären ungerichteten* Graphen darstellen. Würde man darstellen, wer, wen im Jahr wie oft getroffen hat, würde ein *gewichteter und ungerichteter* Graph entstehen.

Das dargestellte Konzept lässt sich auch zur Analyse von Verhalten verwenden. Es ist bspw. auch möglich die Kommunikation am Weihnachtsabend (wer spricht wen wie oft an) in Form eines Graphen darzustellen (*gewichteter und gerichteter* Graph). Ebenso kann das Verhalten einer Person beim Besorgen aller Geschenke in Form eines Graphen dargestellt werden. Dazu wird eine Klasse von Verhalten für das Besorgen von Geschenken festgelegt (nachdenken, Personen befragen, einkaufen, einpacken etc.) Die Verhaltensabfolge einer Person kann in einer Sequenz beschrieben werden. Aus dieser Sequenz kann ein Graph entwickelt werden, in dem die unterschiedlichen Handlungen die Knoten darstellen und die Anzahl der Handlungen die Kantenwerte.

Zur Beschreibung von Graphen wurden verschiedene Maße entwickelt, die im Folgenden näher erläutert werden. Die *Dichte* eines Netzwerkes gibt Auskunft über den Anteil der tatsächlichen Verbindungen zwischen den Knoten bezogen auf die möglichen Verbindungen zwischen den Knoten. Sie gibt einen ersten Eindruck, wie eng Gruppenmitglieder verbunden sind, bzw. wie häufig, im Falle einer Verhaltensanalyse,

ein bestimmtes Verhalten ist. Die Anzahl der tatsächlichen Beziehungen entspricht der Summe der Kantenwerte. Die maximale Anzahl möglicher Beziehungen richtet sich nach der Art des Graphen. Ein *binärer ungerichteter Graph* mit n Teilnehmern (Verwandtschaftsbeziehungen) hat maximal so viele Elemente wie C_2^n also eine Kombination von n Elementen zur zweiten Klasse, was $\frac{n!}{2(n-2)!}$ entspricht. Ein gerichteter binärer Graph (Schenkungen) hat maximal $n(n-1)$ Werte, unter der Voraussetzung, dass Personen sich nicht selbst beschenken und maximal jeweils nur ein Geschenk an eine bestimmte Person geschenkt wird. Die Dichte ergibt sich bei binären Graphen also aus dem Quotient von Verbindungsanzahl und maximal möglicher Verbindungsanzahl.

Bei gewichteten Graphen, hier kann die Anzahl der gerichteten Verbindungen zwischen zwei Knoten größer 1 sein, wird die Anzahl der Verbindungen (die Summe der Kantenwerte) zur Anzahl der möglichen Verbindung in Beziehung gesetzt. Dadurch können natürlich Dichten größer 1 entstehen.

Die Dichte eines Netzwerks ist ein relativ einfaches Maß, die Interpretation der Dichte gestaltet sich komplexer. Die Dichte ist abhängig von der Größe des Netzwerks und der Art der Beziehungen. Die Abhängigkeit von der Größe ist leicht zu erkennen. Angenommen, in zwei unterschiedlich großen sozialen Netzwerken existiert die gleiche absolute Anzahl von Beziehungen. Im größeren Netzwerk, dem Netzwerk mit der größeren Knotenanzahl, wird die Dichte notwendig kleiner ausfallen, obwohl die Anzahl der absoluten Beziehungen gleich ist. Beim Vergleich unterschiedlich großer Netzwerke kann deshalb die Dichte gleich sein, obwohl sich die Anzahl der Beziehungen zwischen den Knoten der verglichenen Netzwerke deutlich voneinander unterscheidet. Am einfachsten ist demnach der Vergleich von Dichten, wenn er sich auf Netzwerke von gleicher Größe bezieht.

Neben der Dichte gibt es noch weitere Maße zur Beschreibung von Graphen, sie lassen sich in Gruppen von *Distanzmaßen*, *Zentralitätsmaßen* und *soziometrische Maßen* einteilen.

Zu den *Distanzmaßen* gehören der *Durchmesser*, die *Exzentrizität* und diverse *geodätische Maße*. Die Länge der Pfade zwischen zwei Knoten wird als die *Distanz* zwischen ihnen bezeichnet. Da sich zwei Knoten oft auf unterschiedlichen Wegen

erreichen lassen, nennt man dem kürzesten dieser Pfade (über andere Knoten) die *geodätische Distanz*. Die geodätischen Distanzen aller Knoten lassen sich in Form einer Matrix, der Distanzmatrix darstellen. Der Durchmesser eines Netzwerkes ist der Wert des längsten geodätischen Pfades im Netzwerk. Die *Exzentrizität* ist eine Knotenmaß, es stellt den Wert des längsten geodätischen Pfades dar, der in diesem Knoten seinen Ursprung hat.

Soziometrische Maße für Netzwerke sind neben der Dichte, die *Kohäsion* und verschiedene *Knotenmaße*. Die *Kohäsion* kann für binäre gerichtete Graphen berechnet werden, sie ist der Quotient aus der Anzahl der beidseitigen Verbindungen im Netzwerk und der Anzahl der möglichen Verbindungen im Netzwerk. Im Falle von asymmetrischen Netzwerken unterscheidet man zwischen dem *Indegree*, den von einem Knoten empfangenen Kanten, und dem *Outdegree*, den von einem Knoten ausgehenden Kanten. Diese Werte können nur bei binären Graphen verwendet werden.

Der *Emissionsgrad* eines Knoten und sein *Rezeptionsgrad* sind Werte, die man im Fall von gewichteten und gerichteten Netzwerken berechnen kann. Der Emissionsgrad eines Knotens stellt die Summe aller von ihm ausgehenden Kantenwerte dar, der Rezeptionsgrad die Summe aller in ihm ankommenden Kantenwerte. Der Rezeptionsgrad würde im Schenkungsbeispiel also die Beliebtheit der Person widerspiegeln, der Emissionsgrad die Freigiebigkeit. Der *Bestimmtheitsgrad* eines Knotens bezieht die Differenz zwischen Rezeptions- und Emissionsgrad auf die Gesamtzahl der Knoten im Netzwerk, der *soziometrische Status* eines Knotens bezieht die Summe von Rezeptions- und Emissionsgrad auf die Gesamtzahl der Knoten im Netzwerk.

Zentralitätsmaße sind *Fareness*, *Betweenness*, *Closeness* und der *Bavelas-Leavitt* Index der Zentralität. Die *Closeness* eines Knotens ist der Kehrwert der Gesamtsumme aller geodätischen Pfade zu allen anderen Knoten. Die *Fareness* eines Knotens entspricht der Gesamtsumme aller geodätischen Pfade zu allen anderen Knoten. Das Maß der *Betweenness* eines Knotens lässt sich aus der Summe der Quotienten aller geodätischen Pfade der anderen Knoten und der geodätischen Pfade, die den Knoten einschließen, berechnen.

Geht man davon aus, dass der Graph Verhaltensketten darstellt und jedes Verhalten mehrfach gezeigt werden kann, ist es möglich aus dem Gesamtgraphen Teilgraphen zu

isolieren um bspw. Phasen des Verhaltens voneinander zu trennen. Diese Teilgraphen kann man als Muster verstehen. Canter et al. (1985) schlagen folgende Charakterisierung von Mustern vor:

- Anzahl an Pfaden: Ein Pfad ist eine Folge von Kanten, in dem kein Knoten zweimal vorkommt. (Maß PQ „Path Quantity“)
- Anzahl an Ringen: Ein Ring ist eine Folge von Kanten, die zu Ihrem Ausgangspunkt zurückführen. Ein Ring selbst kann weitere Ringe enthalten. (Maß RQ „Ring Quantity“)
- Anzahl an Schleifen: Ein Schleife ist ein Ring, der keine weiteren Ringe in sich enthält. (Maß LQ „Loop Quantity“)
- Anzahl an Spikes: Ein Spike ist eine Folge von Kanten, die ab einem bestimmten Knoten rückwärts verfolgt wird. (Maß SQ „Spike Quantity“)
- Explorationsgrad: Quotient aus den besuchten Knoten und der Gesamtzahl der Knoten.
- Redundanzgrad: Quotient aus unterschiedlichen besuchten Knoten und der Gesamtzahl aller aufgerufenen Knoten mit Wiederholung.

Derartige Muster können auch als kleinste Bündelung von Verhaltenseinheiten angesehen werden. Bei größeren Bündelungen, bzw. Klassifizierungen von Verhalten, kann von *Strategien* gesprochen werden. Zur Diskussion des Begriffes Strategie siehe Abschnitt 1.2.2. Canter et al. (1985) unterscheiden Strategien in Exploring, Browsing, Scanning, Searching und Wandering. Am Beispiel einer Navigation durch Hypertext konnten sie folgende Navigationsstrategien unterscheiden:

- Scanning: Eine Mischung tiefer Spikes und kurzes Schleifen, es wird versucht ein großes Gebiet abzudecken aber ohne große Tiefe.
- Browsing: Viele lange Schleifen und einige große Ringe, es wird dahin gegangen, wohin einen die Links führen, bis ein inhaltlich relevanter Teil erreicht wird.
- Searching: Immer größer werdende spikes mit einigen Schleifen, wenn ein bestimmtes Ziel gesucht wird.
- Exploring: Viele unterschiedliche Pfade, Ausmaß und Inhalt werden erkundet.

- Wandering: Viele mittlere Ringe, bei denen zuvor besuchte Links wieder besucht werden.

2.2 Informationstheoretische Ansätze

Lernhandlungssequenzen, die nichtparametrische, multidimensionale Daten darstellen, können mit graphentheoretischen Maßen beschrieben werden (vgl. Abschnitt 2.1), sie lassen sich aber auch, wie jegliche Symbolsequenzen, mit informationstheoretischen Maßen beschreiben. Dies wird im folgenden Kapitel dargestellt.

Mit der Begründung der Informationstheorie, im Kontext der Nachrichtenübertragung durch Shannon & Weaver (1948), beginnt die Geschichte der quantifizierbaren Informationsmaße. Informationen können, mathematisch gesehen, als diskrete Mengen von Symbolen (dies können Buchstaben und Wörter sein) aus einem Symbolalphabet betrachtet werden. Ebenso ist es möglich Reihen numerischer Daten als Symbolfolgen zu verstehen, dies erfordert natürlich die Diskretisierung der numerischen Daten, was mit Informationsverlust verbunden, aber prinzipiell möglich ist.

Shannon wählte einen wahrscheinlichkeitstheoretischen Zugang zur Vorhersage der einzelnen Symbolhäufigkeiten in Symbolfolgen. Dieser Ansatz führte zu einem mathematischen Ausdruck, der formal aber auch inhaltlich der thermodynamischen Entropie gleicht, daher wurde der Begriff Entropie bzw. Shannon-Entropie im Zusammenhang mit Informationen geprägt (Khinchin, 1957). Shannon selbst sah seine Entropie als Teil einer mathematischen Theorie der Kommunikation. Devlin weist darauf hin, dass sich Shannons Theorie nicht mit Information sondern mit Daten befasst „Shannons’s theory does not deal with „information“ as the word is generally understood. Instead it deals with data – the raw material of out which information is obtained” (Devlin, 2001, S.20).

Entropie ist ein Wort aus dem griechischen und bedeutet soviel wie Umwandlung. Der Begriff Entropie wurde erstmals von Rudolf Clausius in die Thermodynamik, einem Teilgebiet der Physik, eingeführt. Clausius postulierte, dass ein thermodynamisches System einen Zustand mit maximalen Besetzungsmöglichkeiten

anstrebt, was gleichbedeutend mit einer maximalen Entropie ist. Entropiereiche Zustände sind ungeordnete Zustände, sie sind wahrscheinlicher als geordnete, entropiearme Zustände. Geordnete Zustände gehen sehr leicht in ungeordnete über, der umgekehrte Weg erfordert Energie.

Im Hinblick auf die Informationstheorie hat eine Information, bspw. ein Text, mit hoher Entropie eine geringere Ordnung bzw. Struktur, als ein Text mit geringer Entropie. Maximale Entropie würde bei einem Text also zufällige Verteilung aller Buchstaben und Gleichverteilung aller Buchstaben bedeuten, minimale Entropie würde die Wiederholung eines Buchstabens über die gesamte Nachricht bedeuten.

Kolmogorov (1965) wählte einen Ansatz, der eine Nachricht nicht als das Ergebnis eines Zufallsprozesses betrachtet und damit auf wahrscheinlichkeitstheoretische Überlegungen verzichten kann. Sein algorithmischer Informationsbegriff beschreibt die Entropie einer Information als die Länge (in Bit) des kürzesten Algorithmus bzw. Computerprogramms, das in der Lage ist, die Information zu reproduzieren. Die erste praktische Realisation dieses Konzeptes war ein Algorithmus von Lempel & Ziv (1977) zur Datenkomprimierung, ein Algorithmus der heute noch bei Zip-Packern Anwendung findet.

Informations- und Komplexitätsmaße haben eine große Bedeutung in der Informatik speziell in der Kryptographie und bei der Entwicklung und Beurteilung von Verfahren der Datenkompression, die Zahl der Anwendungen außerhalb dieser Gebiete steigt.

Benedetto, Caglioti & Loreto (2002) benutzten die algorithmische Komplexität als Entropiemaß um die Herkunft europäischer Sprachen zu identifizieren. Als Datengrundlage verwendeten sie die universelle Deklaration der Menschenrechte, die ihnen in 54 europäischen Sprachen vorlag. Über das Konzept der relativen Entropie (vgl. Abschnitt 2.2.2) kamen sie zu einem Stammbaum von Sprachen, der mit linguistischen Forschungsergebnissen übereinstimmt. Die Autoren wandten ihre Methode auch zur Bestimmung der Autorenschaft von Texten an. Dazu standen ihnen 90 Texte von 12 Autoren zur Verfügung. Die Autoren erzielten mit ihrem Verfahren eine Trefferrate von 93%. In der Biologie wird Entropie als Merkmal von DNA-Sequenzen zu deren Vergleich verwendet. Dadurch lassen sich Aussagen über die Ähnlichkeit von Sequenzen treffen, die bspw. zur Konstruktion bzw. Rekonstruktion von Stammbäumen genutzt werden können.

Die Berechnung von Informations- und Komplexitätsmaßen aus metrischen Daten erfordert zuerst eine Transformation dieser Daten in eine Zeichenfolge aus einem festen Alphabet von Symbolen. Eine derartige Diskretisierung metrischer Daten ist die Voraussetzung zur Berechnung von fast allen Informations- und Komplexitätsmaßen aus metrischen Daten. Die Theorie von unendlich langen symbolischen Sequenzen ist Gegenstand der so genannten „Symbolischen Dynamik“.

Nachfolgend soll ein Anwendungsbeispiel zur Analyse numerischer Daten mit Informations- und Komplexitätsmaßen dargestellt werde. In den USA sterben jährlich 400000 Menschen am plötzlichen Herztod. Für die Kardiologie ist die Erkennung von Hochrisikopatienten von großer Bedeutung, aber zurzeit ist sie noch sehr schwierig. Anhand von Zeitreihen von EKG- und Blutdruckmessungen, die mit informationstheoretischen Maßen untersucht wurden, konnten Wessel et al. (2000) die Überlegenheit von Informations- und Komplexitätsmaßen zur Erkennung von Hochrisikopatienten für den Herzinfarkt gegenüber den linearen statistischen Standardverfahren nachweisen.

In der Psychologie werden informationstheoretische Maße bisher selten verwendet. Duncan (2003) zählt in einem Artikel mit dem programmatischen Titel „Whatever happend to Information Theory in Psychology?“ zwei Anwendungen der Informationstheorie in der Psychologie auf, diese stammen aus der Wahrnehmungspsychologie. Nach Duncan's Meinung hat dieser Mangel an Anwendungen vor allem zwei Ursachen. Zum einen wären die in der psychologischen Forschung anfallenden Daten inkompatibel mit dem Shannonschen Konzept. Shannon bezieht sich nicht auf die Übertragung einzelner individueller Signale, sondern auf die Übertragung von Reihen individueller Signale. Derartige Reihen von psychologischen Daten sind aber selten das Produkt klassischer psychologischer Experimente. Der Einwand konzeptuell ungeeigneter Daten lässt sich zumindest für die in dieser Untersuchung angewandte Analyse von psychologischen Verhaltenssequenzen leicht entkräften. Hierbei fallen, je nach Experiment und Analysemethode, große zusammenhängende Datenmengen an. Da bei realen Verhaltenssequenzen die Anzahl verschiedener Verhaltenskategorien deutlich unter der absoluten Anzahl gezeigten Verhaltens liegt, müssen Wiederholungen von Verhalten vorkommen. Dadurch bieten

sich Entropie und algorithmische Komplexität als Beschreibungsmöglichkeit der Sequenzen an.

Duncan sieht die zweite Ursache für die fehlenden Anwendungen informationstheoretischer Methoden in der Psychologie in einer fundamentalen Unvereinbarkeit von Informationstheorie und Psychologie. Die von Shannon postulierte Unabhängigkeit der Elemente einer Information ist für die Psychologie nicht haltbar. Konkret heißt das, dass Strukturinformationen in Datensequenzen, die sich beispielsweise in der Reihenfolge einzelner Daten abbilden, im Konzept der Shannon-Entropie keine Beachtung finden. Der Einwand von Duncan ist für die Shannon-Entropie berechtigt, da sie keine Sensitivität für Reihenfolgen hat. Wie dargestellt werden wird, gibt es aber durchaus informationstheoretische Konzepte, die Reihenfolgen von Daten berücksichtigen (bspw. die algorithmische Komplexität). Im Folgenden sollen die in dieser Arbeit verwendeten Informations- und Komplexitätsmaße vorgestellt werden.

2.2.1 Die Entropie von Informationen

Shannons Motivation zur Entwicklung eines Informationsmaßes war die Überlegung, dass Information fast immer redundant ist. Mit einem Maß für die Redundanz einer Nachricht lassen sich Aussagen über deren Kodierbarkeit und Komprimierbarkeit, über die Kapazität von Übertragungskanälen und über die Störanfälligkeit der Nachricht treffen, was im Kontext der Kommunikationstechnik der 50er Jahre des letzten Jahrhunderts von großer Bedeutung war. Shannon stellte an ein derartiges Maß H folgende Bedingungen, wenn die Symbolwahrscheinlichkeiten p_1, p_2, \dots, p_n der n möglichen Ereignisse bekannt sind (Shannon, 1976):

1. H soll stetig in den p_i sein.
2. Wenn alle p_i gleich sind ($p_i = 1/n$), dann soll H monoton mit n wachsen.
3. Wenn eine Auswahl in zwei aufeinander folgende Wahlvorgänge aufgeteilt wird, soll H gleich der gewichteten Summe der individuellen H -Werte sein. Literatur

Diese Bedingungen können, wie von Shannon (1976) gezeigt, nur von

$$H_s = -\sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i \quad (1)$$

erfüllt werden. Die Entropie H_s einer Nachricht, die mit n Zeichen eines bestimmten Alphabetes kodiert wurde, ist also gleich der Summe der Produkte von Einzelwahrscheinlichkeit eines Symbols und zur Basis zwei logarithmierter Einzelwahrscheinlichkeit eines Symbols. H multipliziert mit der Anzahl der Zeichen im Informationstext ergibt dann die mindestens notwendige Anzahl von Bits (Basis 2), die zur Darstellung der Information notwendig sind. Die Berechnung der Entropie lässt sich prinzipiell auch auf andere Zahlensysteme, (etwa Oktalsystem, Hexadezimalsystem) als das Binärsystem übertragen. Werden andere Zahlensysteme verwendet so ändert sich entsprechend die Basis des Logarithmus (Basis 8 bei Oktalsystem).

Ein normiertes Maß für die Entropie einer beliebigen Verteilung kann man erhalten, indem man die vorgefundene Entropie auf die maximale Entropie bezieht. Bei der maximalen Entropie einer Nachricht mit n möglichen Zeichen wird die Gleichverteilung aller Zeichen angenommen. Die maximale Entropie berechnet sich also aus:

$$H_{\max} = -\sum_{i=1}^n \frac{1}{n} \log_2 \frac{1}{n} \quad (2)$$

was gleich $\log_2 n$ (3) ist. Die normierte Entropie ist: $H_{\text{norm}} = -\sum_{i=1}^n p_i \frac{\log_2 p_i}{\log_2 n}$ (4).

Die normierte Entropie ist also ein Maß das zeigt, wie stark die durch die Anzahl verschiedener Zeichen vorgegebenen Möglichkeiten der Kodierung in einer Information ausgenutzt werden. Dies ist vor allem von Bedeutung um Informationen mit unterschiedlichen Alphabetlängen vergleichen zu können.

Die Shannon-Entropie und weitere aus ihr abgeleitete Maße haben den Nachteil, dass sie keine Sensitivität für Reihenfolgen haben. Die Zeichenkette „ababababababab“ hat die gleiche Shannon Entropie wie die Zeichenkette „baabbabaaabaabbbb“. Beide „Informationen“ haben die gleiche Länge und den gleichen Anteil an Symbolen, bei der ersten Information ist aber eine Regelmäßigkeit zu sehen, sie hat eine große Redundanz, die aber von der Shannon-Entropie nicht abgebildet wird. Eine Definition der Entropie, die Reihenfolgen berücksichtigt, bietet die bedingte Entropie, die auf Verbundwahrscheinlichkeiten aufbaut.

2.2.2 Die Algorithmische Komplexität von Informationen

Entropiewerte von Sequenzen beruhen auf der Verteilung von Symbolwahrscheinlichkeiten. Im Zuge der aufkommenden Computertechnik der 60-er Jahre wählte Kolmogorov (1965) einen komplett anderen Ansatz um die Verteilung von Symbolen in Informationen zu beschreiben. Die von ihm und anderen Autoren unabhängig davon (Solomonoff, Chaitin) definierte algorithmische Komplexität einer Information, ist die Länge des kürzesten Computerprogramms, das die betreffenden Daten (Symbole, numerische Werte etc.) reproduzieren kann. Es ist jedoch unmöglich die Größe eines Algorithmus bzw. Computerprogramms zur Erzeugung eines bestimmten Datensatzes exakt zu bestimmen, dies wurde von Chaitin mathematisch bewiesen. Der Grund dafür ist das Fehlen eines konkreten Bezugssystems und die häufige Unmöglichkeit Einsicht in die, die konkreten Informationen erzeugenden Prozesse zu bekommen. Dies wird am Beispiel der ersten n Stellen der irrationalen Kreiszahl π deutlich. Jede Ziffer der Nachkommastelle von π ist gleich wahrscheinlich, deswegen ist die Entropie der Information maximal. Im Sinne der algorithmischen Komplexität wäre ein Programm, dass die ersten n Stellen von π erzeugt, die kürzeste mögliche Beschreibung. Dies verlangt jedoch ein Bezugssystem, das π erkennen und erzeugen kann, dies wäre jedoch eine algorithmische Beschreibung aus der Innenperspektive des erzeugenden Prozesses.

Lempel & Ziv (1977) zweifelten die Existenz eines absoluten Maßes, eines kürzest möglichen Algorithmus für Informationen an. Ihr Ansatz war es, algorithmische Information durch die Beschränkung auf die Operationen „Einfügen“ und „Kopieren“, welche hintereinander ausgeführt werden, berechenbar zu machen. Im Rahmen der Entwicklung eines Algorithmus zum Komprimieren von Daten entwickelten die israelischen Forscher Jacob Ziv und Abraham Lempel die so genannte Lempel - Ziv Komprimierung, kurz LZ77 - Komprimierung.

Diese Art der Komprimierung arbeitet tabellengesteuert mit einem gleitenden Fenster und soll wegen ihrer Verwendung in dieser Arbeit kurz vorgestellt werden. Tabellengesteuerte Packalgorithmen codieren Symbolketten variabler Länge als Token, die einen Verweis in ein Phrasenverzeichnis darstellen. Sind diese Token kleiner als die Phrasen, die sie ersetzen, kommt es zur Komprimierung. Damit kann dieser Algorithmus immer auf den Text reagieren und muss keine Wahrscheinlichkeiten

vorhersagen.

Bei der LZ77 - Komprimierungsmethode wird ein zuvor eingelesener Text als Tabelle genutzt. Mit dieser, aus der jeweiligen Information entstandenen Tabelle, die auch als spezielles Wörterbuch der konkreten Information verstanden werden kann, werden dann die nächsten Symbole der zu komprimierenden Information verglichen, es wird nach der längsten Symbolsequenz in der Tabelle geschaut, die mit den neuen Daten übereinstimmt. Bei Übereinstimmung werden Ort und Länge, der Symbolsequenz kodiert. Bei Nichtübereinstimmung wird das Symbol bzw. die Sequenz dem Wörterbuch hinzugefügt. Ein derartiges Vorgehen hat den Vorteil, dass es Periodizitäten kodieren kann, natürlich unter der Voraussetzung, dass das verwendete Wörterbuch länger ist, als die auftretenden Perioden.

Algorithmisch gesehen werden Phrasen aus dem Eingabetext durch Zeiger in eine Tabelle ersetzt. Hierfür arbeitet der Algorithmus mit einem Textfenster und einem nach vorn gerichteten Puffer. Im Textfenster befindet sich der zu letzt eingelesene Text, im Puffer befinden sich die aus dem Eingabestrom eingelesenen aber noch nicht codierten Zeichen. Das Textfenster ist im Allgemeinen um ein vielfaches größer als der Puffer. Der Algorithmus versucht nun, zum Inhalt des nach vorn gerichteten Puffers einen möglichst langen, passenden String in der Tabelle zu finden. Übereinstimmender Text wird durch ein "Token" ersetzt. Jedes Token besteht aus drei verschiedenen Datenelementen. Bei diesen Elementen handelt es sich um einen Offset auf eine Phrase im Textfenster, die Phrasenlänge und um das erste Symbol im nach vorn gerichteten Puffer, das auf die Phrase folgt. Der Komprimierungsgrad hängt dabei von der Länge der Übereinstimmung im Textfenster und im nach vorn gerichteten Puffer ab.

Der Dekomprimierungsalgorithmus ist einfach, da keine Vergleichsoperationen ausgeführt werden müssen. Ein Token wird eingelesen, die entsprechende Phrase und das darauf folgende Zeichen werden ausgegeben, das Textfenster gleitet weiter und der ganze Vorgang wird wiederholt.

Der beschriebene Algorithmus ist informationstheoretisch nicht optimal und inzwischen mehrfach verbessert worden, er bildet aber die Grundlage von bekannten Packprogrammen wie zip oder gzip. Da die Kompressibilität eines Datensatzes mit seiner Entropie zusammenhängt (Lempel & Ziv, 1977) (je kompressibler der Datensatz desto geringer ist seine Entropie), lag es nahe Packalgorithmen zur Abschätzung der

Entropie von Daten zu benutzen (Benedetto et al., 2002; Pöschel, 1996). Derartige Ansätze gehen davon aus, dass Packalgorithmen mit „Wörterbüchern“, also mit der Technik „gleitendes Fenster“, eine gewisse Mindestlänge der Datensequenz vorausgesetzt, die optimale Kodierung für eine gegebene Sequenz finden.

Wie oben beschrieben liegt die Kodierung in Form eines Wörterbuches. Dieses Wörterbuch ist typisch für die jeweilige Sequenz, d.h. es stellt die kürzeste Variante dar, mit der die Sequenz noch verlustfrei reproduziert werden kann. Wird dieses Wörterbuch nun auf eine andere Sequenz angewandt, so stellt es nur für den Fall einer identischen Sequenz die optimale Kodierung dar. Alle anderen Arten von Sequenzen werden suboptimal kodiert, d.h. sie werden geringer komprimiert. Dieses suboptimale Kodieren und die daraus resultierende schlechtere Komprimierbarkeit können benutzt werden um Informationen, Datensequenzen bezüglich ihrer algorithmischen Komplexität bzw. ihrer relativen Entropie zu vergleichen (vgl. Abschnitt 4.7). Werden die Verhältnisse der Kompressionsraten geeignet berechnet, so lassen sich aus diesen Matrizen erstellen, die die „Ähnlichkeiten“ von Informationen als Elemente haben.

2.3 Kritische Zusammenfassung

Die dargestellten graphentheoretischen und informationstheoretischen Ansätze wurden bisher kaum in der psychologischen Forschung angewandt. Dies hat, wie dargestellt, vor allem seine Ursache im klassischen psychologischen Versuchsdesign, das selten die Daten liefert, die für derartige Methoden geeignet sind.

Prinzipiell wären auch Zeitreihenanalysen von Handlungssequenzen möglich. Dies setzt, neben der Erfassung der Dauer von Handlungen, auch Handlungssequenzen voraus, die sehr wenig Handlungskategorien haben, damit die Sequenz eine für die Zeitreihenanalyse sinnvolle Länge hat und entsprechende Parametern wie bspw. der gleitende Durchschnitt berechnet werden können.

Eine andere Möglichkeit besteht in der Modellierung von Handlungssequenzen durch endliche deterministische Automaten. Derartige Automaten bieten die Möglichkeit Modelle zu erstellen und diese dann bei Einsatz anderer Parameterwerte zu simulieren (Azizi-Ghanbari, 2000).

Mit der formalen Begriffsanalyse lassen sich Lernhandlungssequenzen ebenfalls analysieren, dieses Verfahren erlaubt datenbasierte Typisierungen auf unterschiedlichen Auflösungsgraden/Betrachtungsebenen (Ganter & Wille, 1999)

3 Fragestellung und Hypothesen

3.1 Fragestellung

Die vorliegende Arbeit baut auf Arbeiten zur Aufgabenanalyse (Schott & Latzina, 1995; Schott & Seidel, 1997) und auf Arbeiten zur Lernforschung und zur Analyse von Lernhandlungsprozessen (Schott, Azizi-Ghanbari & Schubert, 2004; Schott, Azizi-Ghanbari & Schubert, 2005; Schott, Hillebrandt & Schubert, 2004a, 2004b, 2004c; Schott, Schubert & Hillebrandt, 2004) auf.

In der vorliegenden Arbeit soll mit Blick auf die Ergebnisse der Lernstrategieforschung (vgl. Abschnitt 1.2.1) das konkrete Vorgehen von Lernenden beim Lernen untersucht werden. Dabei sollen, neben Fragebogendaten, auch die Lernhandlungssequenzen der Lernenden in die Analysen mit einbezogen werden.

Im Einzelnen soll folgenden Fragestellungen nachgegangen werden.

- Können die im Theorieteil referierten Zusammenhänge zwischen Vorwissen, Motivation, Emotion, Lernstrategien auf der einen Seite und Vorgehen beim Lernen bzw. Lernleistung auf der anderen Seite repliziert werden?
- Führt die im Theorieteil geforderte handlungsnaher Erhebung von Lernstrategien zu besseren Zusammenhängen zwischen Lernstrategien und Lernergebnis?
- Lässt sich in den gewählten Lernaufgaben der Einfluss einer verbesserten Rückmeldung (in Form eines Kurzschlussmelders) nachweisen?
- Lassen sich anhand der Fragebogenwerte Typologien von Versuchspersonen bilden und welche Beziehungen der Typen zum Lernerfolg lassen sich nachweisen?
- Lassen sich Zusammenhänge zwischen den vorgestellten informationstheoretischen Maßen der Lernhandlungssequenzen und dem

Lernerfolg nachweisen?

- Lassen sich Zusammenhänge zwischen den vorgestellten graphentheoretischen Maßen der Lernhandlungssequenzen und dem Lernerfolg nachweisen?
- Lassen sich Typologien von Versuchspersonen anhand graphentheoretischer bzw. informationstheoretischer Maße der Lernhandlungssequenzen bilden und welche Beziehungen der Typen zum Lernerfolg lassen sich nachweisen?

3.2 Hypothesen

3.2.1 Vorwissen

Wie im Abschnitt 1.3.5 dargelegt, ist das Vorwissen ein entscheidender Prädiktor für den Lernerfolg. Es wird erwartet, dass dies auch in der vorliegenden Untersuchung zutrifft, da das Vorwissen einerseits speziell aufgabenbezogen (Fragebogen zu den drei zu lernenden Schaltungen), andererseits allgemein naturwissenschaftlich (*Mannheimer Test zur Erfassung des physikalisch technischen Problemlösens - MTP*) erfasst wird.

Hypothese 3.2.1.1: Die Variablen Vorwissen speziell (Schaltungstest) und Vorwissen allgemein (*MTP*) korrelieren positiv mit dem Lernerfolg.

Hypothese 3.2.1.2: Die Variablen Vorwissen speziell (Schaltungstest) und Vorwissen allgemein (*MTP*) korrelieren negativ mit der Anzahl der Schaltversuche und der Fehlerzahl.

3.2.2 Lernstrategien

Nach den Ausführungen zu Lernstrategien im Kapitel 1.2.1 werden keine Zusammenhänge zwischen erfragten Lernstrategien und tatsächlich angewandten Lernstrategien, bzw. zwischen erfragten Lernstrategien und Lernerfolg erwartet. Es werden aber Zusammenhänge zwischen real angewandten Lernstrategien und dem Lernerfolg erwartet.

Hypothese 3.2.2.1:

Die Punktwerte für Lernstrategien (Tiefenstrategien, Oberflächenstrategien und Metakognitive Strategien) korrelieren nicht mit dem Lernerfolg und nicht mit der Fehlerzahl.

Hypothese 3.2.2.2:

Die Punktwerte für mit Fragebogen erfasste Tiefen- und Oberflächenstrategien korrelieren nicht mit den Punktwerten für tatsächlich angewandte Tiefen- und Oberflächenstrategien.

Hypothese 3.2.2.3:

Die Punktwerte für tatsächlich angewandte Oberflächenstrategien korrelieren negativ mit dem Lernerfolg und positiv mit der Fehleranzahl, die Punktwerte für tatsächlich angewandte Tiefenstrategien korrelieren positiv mit dem Lernerfolg und negativ mit der Fehleranzahl.

3.2.3 Emotionen

Emotionen, die in dieser Untersuchung mit dem Fragebogen PANAS erfasst werden, können wie dargestellt (vgl. Abschnitt 1.3.2) als allgemeine persönliche Lagebeschreibungen bzw. Beurteilungen aufgefasst werden. Diese persönlichen Lageeinschätzungen, die sich auf selbst wahrgenommene eigene Fähigkeiten zur Lösung der Lernaufgabe beziehen, sollten sich im Lernergebnis niederschlagen und auf Vorwissen gründen. Im Sinne des Einflusses von Emotionen auf kognitive Verarbeitungsmodi sollten negative Emotionen zu genauerer, detailorientierterer Arbeit führen als positive Emotionen.

Hypothese 3.2.3.1

Je höher die positiven Emotionen (PANAS PA), desto höher die potentiellen Fähigkeiten zum Lösen der Lernaufgabe (Vorwissen) und desto besser die Ergebnisse

beim Lernen (hohe Punktwerte, niedrige Fehleranzahl)

Hypothese 3.2.3.2

Je höher die negativen Emotionen (PANAS NA), desto niedriger die potentiellen Fähigkeiten zum Lösen der Lernaufgabe (Vorwissen) und desto schlechter die Ergebnisse beim Lernen (niedrige Punktwerte, hohe Fehleranzahl).

Hypothese 3.2.3.3

Versuchspersonen mit hohen Werten bei negativen Affekt (PANAS NA) gehen genauer und detailorientierter vor, als Personen mit hohen Werten beim positivem Affekt (PANAS PA). Das genauere Vorgehen äußert sich durch häufigeres Einholen von Informationen und durch häufigeres Kontrollieren der Schaltung.

3.2.4 Motivation

Wie in Abschnitt 1.3.1 dargestellt gibt es für motivationale Variablen direkte Zusammenhänge zum Lernen und Leisten, aber auch Wechselwirkungen, die sich in indirekten Einflüssen motivationaler Variablen auf die Lernleistung äußern.

Hypothese 3.2.4.1:

Die motivationalen Variablen Interesse und Herausforderung korrelieren positiv mit Maßen für den Lernerfolg und negativ mit Fehlermaßen

Hypothese 3.2.4.2:

Die motivational-kompetenzthematischen Variablen Misserfolgserwartung und Erfolgswahrscheinlichkeit sagen das Lernergebnis dergestalt voraus, dass hohe Misserfolgserwartung zu vielen Fehlern und einer geringen Punktzahl führt, hohe Erfolgswahrscheinlichkeit dagegen zu wenigen Fehlern und einer hohen Punktzahl.

Hypothese 3.2.4.3:

Die Variable Interesse korreliert bei Versuchspersonen, die für die Lernaufgabe eine

geringe persönliche Herausforderung angeben, höher mit dem Lernerergebnis, als bei Personen, die sich gering herausgefordert fühlen.

3.2.5 Typologie der Versuchspersonen

Wie bei den Modellen Selbstregulierten Lernens und den Ausführungen zu Lernstrategien dargestellt (vgl. Abschnitte 1.2.1. und 1.2.5.), führt erst das Zusammenwirken motivationaler und emotionaler Faktoren mit fachspezifischem Vorwissen und fachunspezifischen Vorwissen (Lernstrategiewissen) zum Einsatz von Lernstrategien. Das Wissen um Lernstrategien allein reicht nicht. Deswegen wird erwartet, dass Gruppierungen anhand erhobener Fragebogenwerte einerseits den Einsatz von Lernstrategien abbilden und andererseits die Lernergebnisse.

Hypothese 3.2.5.1:

Die Versuchspersonen lassen sich anhand der Fragebogenvariablen Vorwissen, Motivation, Emotion und Lernstrategien in Gruppen einteilen. Diese Gruppen unterscheiden sich hinsichtlich der Punkt- und Fehlerwerte für das Lernen und hinsichtlich der Prozesswerte für den Lernhandlungsprozess.

3.2.6 Verbesserte Fehlerrückmeldung

Wie bei den mentalen Modellen der Elektrizität bzw. den Modellen einfacher elektrischer Schaltungen dargestellt (vgl. Abschnitt 1.3.5.1 und Abschnitt 1.3.5.2), gibt es einige typische Fehlannahmen über Elektrizität und einfache elektrische Schaltungen, die sich in typischen Konstruktionsfehlern niederschlagen. Bei einer Reihe dieser Konstruktionsfehler besteht in der Schaltung ein Kurzschluss. Da die in der Untersuchung verwendeten Stromquellen einen hohen Innenwiderstand haben, entladen sie sich im Kurzschlussfall nur langsam. Ein Kurzschluss ist dann „nur“ durch die falsche Schaltungslogik und das Nichtfunktionieren eines kurzgeschlossenen Verbrauchers zu bemerken, die kurzgeschlossene Stromquelle wird noch eine ganze

Weile funktionieren. Ein integrierter Kurzschlussmelder, der ein akustisches Signal bei Kurzschluss der Stromquelle abgibt, sollte die Erkennbarkeit von Kurzschlussfehlern verbessern.

Hypothese 3.2.8.1:

Die Gruppe, die die Schaltungen unter der Bedingung *Kurzschlussmelder* erlernt, hat bessere Lernergebnisse und weniger Fehler als die Gruppe ohne *Kurzschlussmelder*.

3.2.7 Entropie und algorithmische Komplexität

Wie in Abschnitt 2.2 dargestellt, wurden die informationstheoretischen Konzepte Entropie und algorithmische Komplexität in der Psychologie bisher nicht zur Analyse von Verhaltenssequenzen verwendet. In Anbetracht dessen handelt es sich bei den folgenden Hypothesen um explorative Hypothesen.

Aus Sicht der Lernstrategieforschung wenden erfolgreiche Lerner mehr Tiefenstrategien an, schlechte Lerner wenden mehr Oberflächenstrategien an. Von diesem Standpunkt aus wird vermutet, dass sich das „geregeltere“ Vorgehen von erfolgreichen Lernern in einer geringeren Entropie niederschlägt. Weiterhin wird vermutet, dass im Sinne der algorithmischen Komplexität ähnliche Sequenzen auch ähnliche Eigenschaften in Bezug auf die Lernleistung haben.

Hypothese 3.2.7.1:

Die Lernhandlungssequenzen von erfolgreichen Lernern haben eine geringere Shannon-Entropie, als die Sequenzen weniger erfolgreicher Lerner.

Hypothese 3.2.7.2:

Die Lernhandlungssequenzen für Lern- und Testdurchgang lassen sich nach ihrer relativen Entropie, die über das Konzept der algorithmischen Komplexität gemessen wird, in Gruppen einteilen. Diese Gruppen unterscheiden sich hinsichtlich ihrer Punkt- und Fehlerwerte beim Lernen.

Hypothese 3.2.7.3:

Der mit Hilfe der algorithmischen Komplexität berechnete Abstand zwischen Lern- und Testsequenzen, der ein Maß für die Ähnlichkeit dieser Sequenzen ist, korreliert negativ mit Punktwerten für das Lernen und positiv mit den Fehlerwerten.

3.2.8 Graphentheoretische Hypothesen

Wie in Abschnitt 2.1 dargestellt, beruhen graphentheoretische Ansätze auf der Analyse von absoluten und relativen Häufigkeiten von Knoten und Kanten. Die Knoten können in Verhaltensnetzen Handlungen und/oder Objekte der Handlungen darstellen, die Kantenwerte stellen absolute Häufigkeiten der Übergänge zwischen den Knoten dar. Die folgenden Hypothesen beruhen auf der Annahme, dass sich unterschiedliches Vorgehen beim Lernen in unterschiedlichen Häufigkeiten der einzelnen Lernhandlungen niederschlägt und damit in graphentheoretischen Parametern.

Graphentheoretische Ansätze werden bisher in der psychologischen Forschung nur im geringen Umfang bei Log-File Analysen eingesetzt. In Anbetracht dessen, dass keine Erfahrungen für die Analyse von realen Lernhandlungen vorliegen, handelt es sich bei den folgenden Hypothesen um explorative Hypothesen.

Die gewichtete Dichte eines Graphen ist das Verhältnis von Kantensumme zu Kantenanzahl. Bezüglich der Dichte wird vermutet, dass schlechtere Lerner eine höhere Dichte ihres Lernhandlungsnetzes haben, da sie in der konkreten Lernsituation mehr probieren sollten, als gute Lerner. Sie sollten also eine höhere Gesamtkantensumme haben, was bei gleicher Knotenanzahl, zu einer höheren Dichte führt.

Der soziometrische Status eines Knotens ist ein graphentheoretisches Zentralitätsmaß, das sich aus dem Verhältnis der Summe von Indegree und Outdegree zur Knotenanzahl ergibt. Je höher das Maß, desto häufiger wird der Knoten in einem Lernhandlungsnetz durchlaufen.

Hypothese 3.2.8.1: Je höher die Dichte des Lernhandlungsnetzes einer Versuchsperson ist, desto geringer der Lernerfolg und desto größer die Anzahl der Fehler.

Hypothese 3.2.8.2: Lernhandlungsnetze die sich bezüglich des Zentralitätsmaßes *soziometrischer Status* ihrer einzelnen Knoten ähnlich sind, weisen auch bezüglich ihrer Lernerfolgsmaße und Fehlermaße Ähnlichkeiten auf.

4 Methodik

Eine Untersuchung des realen Vorgehens von Lernenden beim Lernen erfordert einen Versuchsplan, der folgenden Anforderungen genügen muss:

- eine Versuchsperson muss bei mehreren Lernaufgaben beobachtet werden, um Aussagen über die Konstanz des individuellen Vorgehens treffen zu können.
- der Lernerfolg einer Versuchsperson muss gemessen werden, um Aussagen über den Zusammenhang von individuellem Vorgehen beim Lernen und Lernerfolg treffen zu können.
- die Lernaufgaben müssen von verschiedenen Personen durchgeführt werden, um Aussagen über interindividuelle Gemeinsamkeiten und Unterschiede des Vorgehens beim Lernen treffen zu können.
- da das individuelle, typische Vorgehen von Lernenden von Interesse ist, sollte im Sinne eines störungsfreien Lernens auf Interventionen verzichtet werden.

Zur Untersuchung des realen Vorgehens von Lernenden beim Lernen bietet sich ein kombiniertes Einzelfall - Gruppendesign mit Wiederholungsmessung an. Ein derartiges Design hat den Vorteil, dass sowohl intraindividuelle als auch interindividuelle Unterschiede und Gemeinsamkeiten beim Vorgehen erfasst und analysiert werden können.

4.1 Versuchsplan

Im Sinne der in Abschnitt 4 diskutierten Anforderungen an ein Versuchsdesign, wurde als Versuchsplan ein kombiniertes Einzelfall- Gruppendesign mit Wiederholungsmessung ausgewählt. Als Lernaufgabe wurde das Erlernen einfacher elektrischer Schaltungen mit einem Baukastensystem ausgesucht. Das Absolvieren einer derartigen Lernaufgabe lässt sich, aufgrund der vielen Manipulationsmöglichkeiten die ein Baukastensystem bietet, gut beobachten.

Zwischen Lernaufgabe und Testaufgabe wurde eine Störaufgabe eingeschoben, damit zufällig gefundene, richtige Lösungen der Lernaufgabe nicht ohne weiteres im Test reproduziert werden können. Tabelle 1 zeigt das Design der Untersuchung.

Tabelle 1: Kombiniertes Einzelfall- Gruppendesign mit Wiederholungsmessung

	Gruppe mit Kurzschlussmelder (16)	Gruppe ohne Kurzschlussmelder (16)
Einführung	*	*
Vorbefragung: Vorkenntnisse allgemein und elektrische Schaltungen	*	*
Präsentation: 3 Schaltungsaufgaben	*	*
Vorbefragung: Motivation, Emotion, Lernstrategien	*	*
Lernen: 3 Schaltungsaufgaben (Videoaufzeichnung)	*	*
Vorbefragung: Vorkenntnisse Knoten	*	*
Präsentation: Knotenaufgabe	*	*
Lernen: Knotenaufgabe	*	*
Test: Knotenaufgabe	*	*
Test: 2 Schaltungsaufgaben (Videoaufzeichnung)	*	*

Anmerkung: Da sich die Stromquelle (Batterien) bei Kurzschluss aufgrund ihres hohen Innenwiderstandes nur langsam entlädt, ist ein Kurzschluss, im Gegensatz bspw. zum Hausstromnetz, für Anfänger nicht sofort erkennbar. Aus diesem Grund wurde für eine Gruppe mit einem akustischen Kurzschlussmelder eine Bedingung geschaffen, die eine sofortige Erkennbarkeit eines Kurzschlusses gewährleistet.

Die Schaltungsaufgaben bestanden im Erlernen einer Reihen-, einer Parallel- und einer Wechselschaltung. In der Wiederholungsmessung wurde die Reihenschaltung

weggelassen. Die Knotenaufgabe bestand im Erlernen des Knotens „Doppelter Palstek“. Der Ablauf des Versuches ist detailliert in Abschnitt 4.2 beschrieben.

4.2 Versuchsablauf

Die Untersuchungen fanden im September und Oktober 2005 in einem kleinen gemütlichen Raum des Institutes für Pädagogische Psychologie der Technischen Universität Dresden statt. In diesem Raum befanden sich ein Computerarbeitsplatz und ein Arbeitsplatz zum Konstruieren der elektrischen Schaltungen. Über dem Platz zum Aufbauen der Schaltungen war eine Videokamera installiert, die die Probanden bei ihrer Tätigkeit filmte. Um zu gewährleisten, dass sich alle Aktivitäten der Versuchsperson innerhalb des Aufnahmebereiches der Kamera abspielen, wurde der Arbeitsbereich begrenzt. Innerhalb des Arbeitsbereiches befanden sich ausreichend Kabel, zwei Glühlampen, zwei Wechselschalter, zwei einfache Schalter und eine Batterie, wie folgendes Foto zeigt.

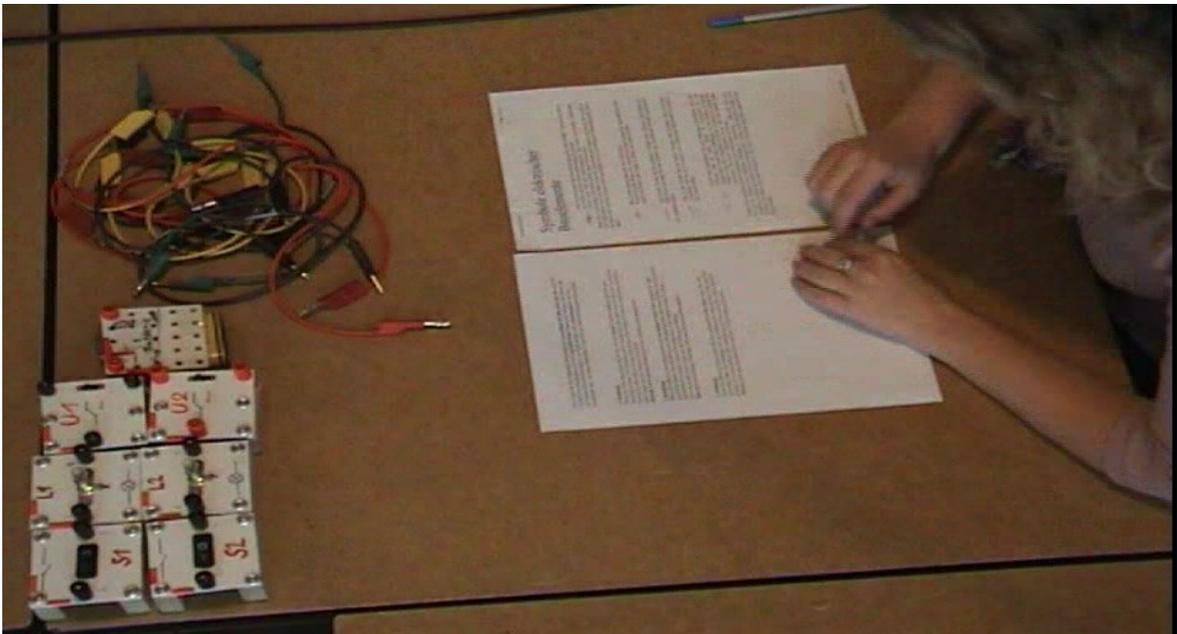


Abbildung 4: Foto des Arbeitsplatzes zum Aufbauen der einfachen elektrischen Schaltungen

Die Batterie wurde bei einer Gruppe von Versuchspersonen mit einem Kurzschlussmelder versehen. Dieser gab bei einem Kurzschluss der Batterie einen

durchdringenden Summton ab.

Innerhalb des Arbeitsbereiches befanden sich im Lerndurchgang die Aufgabenstellung und das Informationsblatt, im Testdurchgang nur die Aufgabenstellung, die Versuchspersonen sollten die Aufgaben dann ohne Hilfestellung bearbeiten. Die Videokamera war mit einem Monitor im Nebenzimmer verbunden, so dass der Versuchsleiter die Versuchsperson beobachten konnte.

Die Probanden wurden zu Versuchsbeginn begrüßt, ihnen wurde der Zweck des Versuches kurz erläutert und sie wurden darauf hingewiesen, dass sie bei der Bearbeitung der Aufgaben gefilmt wurden. Den Versuchspersonen wurde eine anonymisierte Auswertung der Daten zugesichert und ihnen wurde erklärt, dass bei der Auswertung der Videodaten nur ihr Kopf von oben zu sehen ist (wovon sich einige Versuchspersonen durch Versuchsleiterbeispiel überzeugen wollten). Die Versuchspersonen bekamen danach die einführenden Instruktionen zu lesen, auf der sie auch soziodemographische Daten eintragen sollten. Im Anschluss wurden die Vorkenntnisse mit 5 Teilaufgaben des *MPT (Mannheimer Test zur Erfassung des physikalisch technischen Problemlösens)* und einem speziellen Fragebogen, bei dem Reihen-, Parallel-, und Wechselschaltung skizziert werden sollten, abgefragt. Die Probanden bekamen danach die Aufgabenstellung ausgehändigt. Sie sollten sich über die Aufgabenstellung informieren aber noch nicht beginnen, die Schaltungen aufzubauen. Dies geschah, damit die Beantwortung der unmittelbar danach folgenden drei Fragebögen für Motivation (*FAM*), Emotion (*PANAS State*) und Lernstrategien mit konkretem Aufgabenbezug erfolgen konnte.

Den Versuchspersonen wurde im Anschluss demonstriert, wie sich die Kabel mit den Bauelementen bzw. untereinander verbinden lassen. Ebenso wurde gezeigt, wie sich einfacher Schalter und Wechselschalter schalten lassen. Der Gruppe, die unter der Bedingung Kurzschlussmelder lernte, demonstrierte der Versuchsleiter die Funktionsweise des Kurzschlussmelders. In den Arbeitsbereich wurden die Aufgabenstellung und das Informationsblatt (vgl. Anhang) gelegt. Die Aufgaben bestanden im Aufbauen und Erlernen von Reihenschaltung, Parallelschaltung und Wechselschaltung. Das Informationsblatt enthielt eine Beschreibung der einzelnen Bauelemente und eine „unvollendete Version“ der Wechselschaltung.

Die Versuchspersonen wurden auf das zeitliche Limit von 20 min verwiesen, die

Kamera gestartet und der Versuchsleiter verließ den Raum. Am Monitor im Nebenraum verfolgte der Versuchsleiter die Tätigkeiten der Versuchspersonen und machte sich Notizen zu den Fehlern. Wenn die Versuchsperson fertig war, sonst nach spätestens 20 Minuten, betrat der Versuchsleiter wieder den Versuchsraum. Die Kamera wurde ausgeschaltet und die Arbeitsfläche in ihren Ausgangszustand gebracht. Den Probanden wurden dann Instruktion und Vorbefragung für die folgende Distraktoraufgabe gegeben. Diese Aufgabe bestand im Erlernen des Knotens „doppelter Palstek“. Sie wurde als Distraktoraufgabe zwischen Lern- und Testdurchgang eingeschoben, damit im Lerndurchgang evt. zufällig gefundene Lösungen für die elektrischen Schaltungen, im Testdurchgang nicht ohne weiteres reproduziert werden konnten. Das Erlernen des Knotens erfolgte am Computer mit Hilfe einer vom Autor programmierten Animation, die die einzelnen Schritte des Bindens demonstrierte. Abbildung 5 zeigt das Programm, mit dem der Knoten doppelter Palstek erlernt werden sollte.

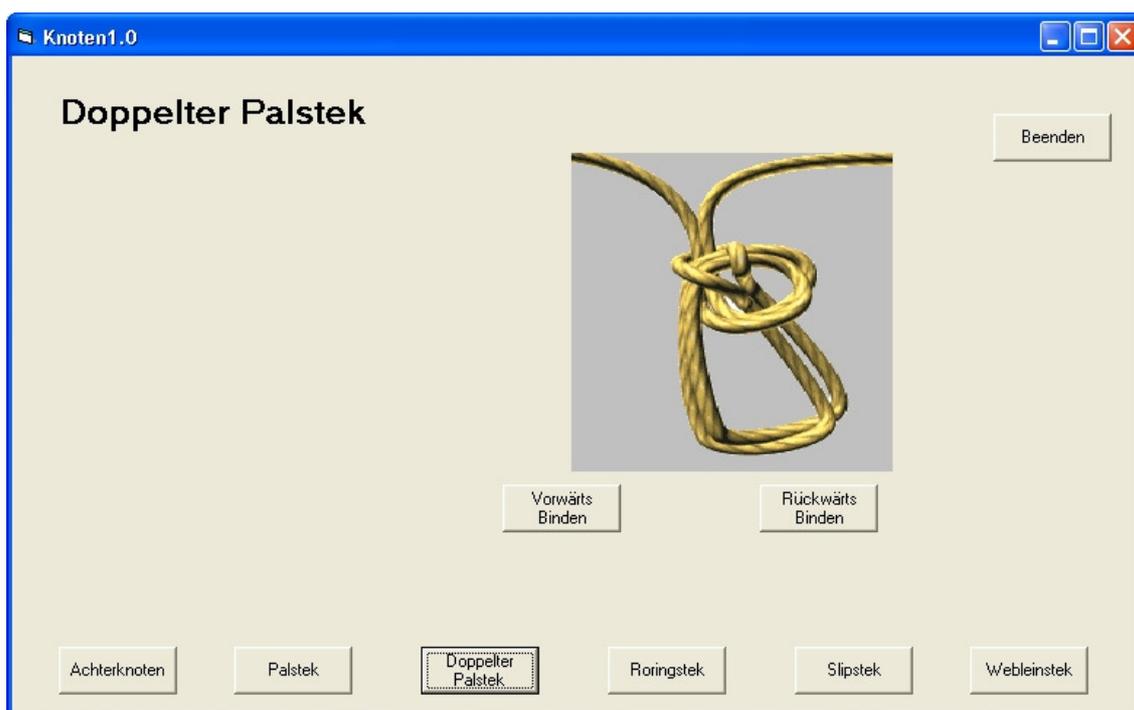


Abbildung 5: Programm zum Erlernen des Knotens doppelter Palstek

Das Binden des Knotens ließ sich damit vorwärts und rückwärts selbstgesteuert simulieren, die einzelnen Schritte des Probanden wurden in einer Datei gespeichert. Die Versuchspersonen hatten 10 Minuten Zeit das Binden des Knotens zu erlernen. Zum Ausprobieren des Knotens konnten die Versuchspersonen ein vorliegendes Seilstück

benutzen. Der Versuchsleiter verließ den Raum und betrat ihn nach 10 Minuten wieder und ließ sich das Binden des Knotens ohne Hilfe des Programms am Seilstück demonstrieren.

Danach begaben sich die Versuchspersonen wieder an den Platz mit den elektrischen Bauelementen. Sie erhielten ein neues Aufgabenblatt, die Kamera wurde gestartet und der Versuchsleiter verließ erneut den Raum. 10 Minuten standen zur Verfügung um eine Parallelschaltung und eine Wechselschaltung aufzubauen. Ein Informationsblatt wie im Lerndurchgang konnten die Probanden nicht benutzen. Der Versuchsleiter beobachtete die Aktivitäten der Versuchsperson wieder vom Monitor im Nebenraum und machte sich zu Fehlern Notizen. Nach 10 Minuten betrat der Versuchsleiter den Raum erneut, die Kamera wurde abgeschaltet. Es wurde ein kurzes Auswertungsgespräch geführt und evt. nicht gebaute bzw. gelernte Schaltungen wurden demonstriert. Danach wurde die Versuchsperson verabschiedet.

4.3 Stichprobe

Die Teilnehmer der hier vorgestellten Untersuchung wurden mündlich (15) und über Aushänge (17) an der Technischen Universität Dresden angeworben. Die Versuchspersonen erhielten eine Aufwandsentschädigung von 10 Euro, oder zwei für das Psychologiestudium benötigte Versuchspersonenstunden quittiert. Von den 32 Versuchspersonen waren 11 männlichen Geschlechtes und 21 weiblichen Geschlechtes. Wegen der Art der Stichprobenziehung handelt es sich um eine Gelegenheitsstichprobe und nicht um eine Zufallsstichprobe. Die folgenden Tabellen geben einen Überblick zur Stichprobe bezüglich der vor Versuchsbeginn erhobenen Fragebogenwerte und bezüglich der Ausbildung der Versuchspersonen.

Tabelle 2: Deskriptive Kennwerte der Stichprobe (N = 32)

<i>Variable</i>	<i>Bereich</i>	<i>Mittelwert (SD)</i>
Alter	18 – 71	30 (14,15)
Vorkenntnisse – MPT	0 – 5	2,62 (1,54)
Vorkenntnisse – Schaltungen	0 – 11	4,9 (2,8)
FAM – Interesse	5 – 32	16,7 (6,1)
FAM – Erfolgswahrscheinlichkeit	4 – 20	13,4 (3,4)
FAM – Misserfolgsbefürchtung	5 – 35	17,3 (6,5)
FAM – Herausforderung	9 – 25	19,5 (4,2)
PANAS – Positiv	15 – 36	27,6 (4,8)
PANAS – Negativ	10 – 22	13,2 (3)
Lernstrategien – Oberfläche	7 – 12	9,5 (1,2)
Lernstrategien – Tiefe	16 – 30	25 (3,2)
Lernstrategien – Metakognitiv	7 – 14	11,4 (1,9)

Anmerkungen: MPT = Mannheimer Test zur Erfassung des physikalisch technischen Problemlösens; FAM = Fragebogen zur Erfassung der aktuellen Motivation; PANAS = Positive Affect - Negativ Affect Schedule; Lernstrategien = Wie lernst Du? (Lernstrategiefragebogen von Lompscher)

Tabelle 3: Ausbildung der Versuchspersonen der Stichprobe (N = 32)

<i>Ausbildung</i>	<i>Häufigkeit</i>	<i>Prozente</i>
10. Klasse nichttechnischer Beruf	2	6,3
abgeschlossenes Hochschulstudium Geisteswissenschaft	5	15,6
abgeschlossenes Hochschulstudium Naturwissenschaft	3	9,4
Fachschulabschluss nichttechnischer Beruf	1	3,1
Laufendes Hochschulstudium Geisteswissenschaft	17	53,1
Laufendes Hochschulstudium Naturwissenschaft	4	12,5
Gesamt	32	100,0

Anmerkung: Die Psychologie wurde hier dem Themengebiet Geisteswissenschaften zugeordnet.

Obwohl die zu bearbeitenden Aufgaben sehr einfach waren, wurden sie von einem erheblichen Teil der Versuchspersonen nicht gelöst. Tabelle 4 gibt einen Überblick über die Lösungshäufigkeiten der Aufgaben.

Tabelle 4: Anzahl und Prozente der gelösten Schaltungsaufgaben im Lern- und im Testdurchgang (N=32)

	Reihenschaltung		Parallelschaltung		Wechselschaltung	
Lerndurchgang	gelöst	27 (84,4%)	gelöst	20 (62,5%)	gelöst	13 (40,6%)
	nicht gelöst	5 (15,6%)	nicht gelöst	12 (37,5%)	nicht gelöst	19 (59,4%)
Testdurchgang	-		gelöst	19 (59,4%)	gelöst	16 (50,0%)
	-		nicht gelöst	13 (40,6%)	nicht gelöst	16 (50,0%)

4.4 Fragebogeninventare

4.4.1 Erfassung von Vorwissen

Die Erfassung der Vorkenntnisse der Versuchspersonen erfolgte mit zwei Fragebögen, einem allgemeinem und einem speziellem Fragebogen. Für den allgemeinen Fragebogen wurden 5 Teilfragen aus dem *MPT (Mannheimer Test zur Erfassung des physikalisch technischen Problemlösens* - siehe Anhang) verwandt. Aus diesem Fragebogen wurden zwei Fragen aus dem Bereich der Elektrik, eine Frage aus der Kinematik und zwei Fragen aus dem Bereich Strömungstechnik verwendet. Die 5 Teilfragen wurden aus dem Test aufgrund ihrer Trennschärfe und ihrer thematischen Nähe zu Lernaufgabe ausgewählt. Für jede richtig gelöste Aufgabe wurde ein Punkt vergeben.

Zur Erfassung der speziellen Vorkenntnisse für die Reihen-, Parallel- und Wechselschaltung wurde ein selbsterstellter Fragebogen verwendet. Auf diesem wurden die Versuchspersonen aufgefordert, anzugeben welche Schaltungen sie kennen und diese Schaltungen anschließend zu skizzieren (vgl. Anhang). Auf die Kenntnisfragen gab es bei Bejahung jeweils einen Punkt, unabhängig von der Richtigkeit der später erstellten Skizzen.

Für die richtig skizzierte Reihen- und Parallelschaltung gab es jeweils 2 Punkte. Kriterium waren die richtigen Bauelemente und die richtige Anordnung. Für die richtige Wechselschaltung wurden vier Punkte vergeben. Hier war ebenfalls die Verwendung richtiger Bauelemente (Wechselschalter) und die richtige Anordnung der Wechselschalter zueinander ausschlaggebendes Kriterium.

4.4.2 Erfassung von Lernstrategien

Als Fragebogen zur Erfassung von Lernstrategien wurde der Fragebogen „Wie lernst Du?“ (Lompscher, 1995) eingesetzt. Aufgrund der bekannten schlechten Zusammenhänge zwischen Selbstauskünften zu Lernstrategien und realem Vorgehen beim Lernen bzw. Lernerfolg (siehe dazu Abschnitt 1.1.2) ist dieser Fragebogen in verschiedene Anforderungsbereiche differenziert. Diese Bereiche sind „*Textverstehen*“, „*Unterrichtliches Kommunizieren*“, „*Problemlösen*“, „*Einprägen/ Reproduzieren*“ und „*Organisieren der eigenen Lerntätigkeit*“ aufgegliedert. „Die Unterscheidung von Anforderungsbereichen erwies sich als sinnvoll, da Lernstrategien auf die Realisierung von Lernzielen gerichtet und diese immer gegenstands- und anforderungsspezifisch sind. Dieser Aspekt kann und muss allerdings noch verstärkt werden, indem eine Spezifizierung auf unterschiedliche Gegenstandsbereiche vorgenommen wird. Dabei muss man jedoch versuchen, einen sinnvollen Kompromiss zwischen Spezifität und Allgemeinheit der Anforderungen zu finden“. (Lompscher, 1995, S. 93)

Für die Untersuchung des Erlernens einfacher elektrischer Schaltungen wurde der Anforderungsbereich *Problemlösen* ausgewählt, da die gewählten Lernaufgaben diesem Bereich am nächsten waren. Dieser Anforderungsbereich hat original 20 Items, 4 Items für Oberflächenstrategien, 4 Items für metakognitive Strategien, 4 Items für Lerntechniken und 8 Items für Tiefenstrategien beim Lernen. Um von den Versuchspersonen konkrete Aussagen bezüglich ihrer Strategien beim Schaltungslernen zu erhalten, wurde bei jeder Frage Bezug auf die zu lernenden Schaltungen genommen und die Formulierung „ich werde...“ eingefügt, um den Aussagen mehr Verbindlichkeit zu verleihen. Items die sich mit Blick auf die Schaltungsaufgaben nicht verwenden ließen, wurden entfernt. Die auf die Schaltungsaufgaben angepasste Version des Fragebogens enthielt 15 Items, 8 Items für Tiefenstrategien, 4 Items für metakognitive Strategien und 3 Items für Oberflächenstrategien. Tabelle 5 zeigt Beispiele für die Modifikationen der einzelnen Fragen.

Tabelle 5: Beispiele für Modifikationen des Fragebogens von Lompscher (1995) „Wie lernst Du?“

Bereich	Item
Oberflächenstrategien	
Original	Ich probiere, bis ich eine Lösung habe.
Angepasst	Ich werde einfach probieren, bis die Schaltung funktioniert
Tiefenstrategien	
Original	Ich versuche, im Lehrbuch oder anderen Materialien Hinweise zu finden, wie man die Aufgabe löst.
Angepasst	Ich werde versuchen die Schaltungsbeispiele aus den Informationsmaterialien anzuwenden.
Metakognitive Strategien	
Original	Ich kontrolliere zwischendurch und am Schluss, ob ich auch keine Fehler gemacht habe.
Angepasst	Ich werde die Schaltungen zwischendurch und vor dem Einschalten auf Fehler kontrollieren

4.4.3 Erfassung der Emotionen

Zur Erfassung der Emotionen wurde der Fragebogen PANAS (Positive Affect - Negative Affect Scale) verwendet. Dieser Fragebogen basiert auf Arbeiten von Watson, Clark, & Tellegen (1988), die für ihre Emotionstheorie ein Circumplexmodell entwickelten. Für die vorliegende Untersuchung kam die deutsche Version von Krohne et al. (1996) zur Anwendung.

Die Autoren definieren und operationalisieren die beiden Emotionsdimensionen wie folgt. "Positiver Affekt (PA) beschreibt das Ausmaß, in dem eine Person enthusiastisch, aktiv und aufmerksam ist. Hoher PA ist mithin durch Energie, Konzentration und freudiges Engagement gekennzeichnet, niedriger PA durch Lethargie und Traurigkeit" (Krohne et al., 1996, S.141). Die Items des Positiven Affektes in Reihenfolge ihrer Faktorladungen sind: angeregt, begeistert, inspiriert, aktiv, interessiert, stark, aufmerksam, entschlossen, wach, stolz.

"Negativer Affekt (NA) reflektiert das Ausmaß negativen Angespanntseins: Hoher NA ist ein Gefühlszustand, der sich durch Gereiztheit, Nervosität oder Angst beschreiben lässt, während tiefer NA Ruhe und Ausgeglichenheit beinhaltet" (a.a.O.). Die Items des Negativen Affektes in Reihenfolge ihrer Faktorladungen sind: ängstlich, verärgert, durcheinander, gereizt, nervös, erschrocken, feindselig, bekümmert, beschämt, schuldig.

Wie die Definitionen deutlich machen handelt es sich bei beiden Konzepten um bipolare Dimensionen, von denen aber nur jeweils ein Pol erfasst wird. Die Dimension Lethargie/Traurigkeit des positiven Affektes wird nicht direkt erfasst, ebenso wird die Dimension Ruhe/Ausgeglichenheit des negativen Affektes nicht direkt erfasst.

4.4.4 Erfassung der Motivation

Zur Erfassung von Motivation und Teilkomponenten der Motivation wurde der *Fragebogen zur Erfassung der aktuellen Motivation* kurz *FAM* (Rheinberg & Vollmeyer, 2001) eingesetzt. Dieser Fragebogen erfasst in 18 Items vier Komponenten der Motivation in Lern- und Leistungssituationen. Diese Komponenten sind *Herausforderung*, *Misserfolgsbefürchtung*, *Interesse* und *Erfolgswahrscheinlichkeit*.

Die Items zur *Herausforderung* sollen erfassen, ob und wie stark die Lern- und Leistungssituation vom Befragten leistungsthematisch interpretiert wird.

Die Komponente *Misserfolgsbefürchtung* enthält Fragen, die den negativen Anreiz von Misserfolg betonen, verbunden mit der persönlichen Annahme, durch den Druck der Situation nicht optimal lernen zu können.

Die Komponente *Erfolgswahrscheinlichkeit* enthält Fragen über die persönliche Sicherheit eines guten Abschneidens. Eine hohe Wahrscheinlichkeit kann durch hoch eingeschätzte persönliche Fähigkeiten oder leicht eingeschätzte Aufgaben erreicht werden.

Die Komponente *Interesse* wird von Fragen gebildet, die die Wertschätzung des zu lernenden, zu bearbeitenden Inhaltes betreffen. Die Autoren des Fragebogens empfehlen diese Items wegen ihrer engen Inhaltsanbindung ggf. für andere Aufgabenbereiche zu modifizieren.

Die Autoren des Motivationsfragebogens empfehlen, diesen auch generell auf spezielle Fragestellungen anzupassen. Dieser Empfehlung wurde in der vorliegenden Untersuchung gefolgt. Der Originalbegriff „Aufgabe“ wurde durch „Schaltungsaufgabe“ ersetzt. Die modifizierte Version des Fragebogens FAM befindet sich im Anhang.

4.5 Datenerhebung aus den Videodaten

Die Videoaufnahmen der Lern- und Testdurchgänge lagen digital auf Videokassetten vor und wurden zur weiteren Auswertung auf einen Computer überspielt. Zur Analyse der Videodaten wurden ein Kategoriensystem, aber zwei verschiedene Auswertungsmethoden benutzt. Eine Person, die auswertete, nutzte das Videoauswertungsprogramm Observer XT der Firma Noldus, eine andere nutzte eine Kombination verschiedener Programme zur Auswertung.

Das verwendete Kategoriensystem beschrieb alle Handlungen und Objekte von Handlungen, die im Lern- und im Testdurchgang vorkommen konnten. Die Grundidee des Kategoriensystems fußt auf dem Zustandsänderungskonzept von Schott (Schott, 1992; Schott, Neeb & Wieberg, 1981; Schott & Seidel, 1997), das Grundlage der Aufgabenanalyseverfahren *GRIP* bzw. *PLANA* ist. Jede Aufgabe kann demnach in verschiedene Zustände unterteilt werden: z.B. die Aufgabenstellung und die Aufgabenlösung. Die Zustände spiegeln den Inhaltsaspekt der Aufgabe wieder. Die Änderungen von einem Zustand zum nächsten, die Operationen, spiegeln den Verhaltensaspekt der Aufgabe wieder. Eine Operation besteht mindestens aus zwei Zuständen und einem Operator. Dieser Operator transformiert Zustand 1 zu Zustand 2.

Dies ermöglicht eine genaue Unterscheidung zwischen Inhalt und Verhalten. Im Bezug auf die konkrete Lernaufgabe ist ein Zustand eine bestimmte Anordnung von Bauelementen mit Kabeln. Ein Operator ist bspw. das Verbinden zweier Bauelemente. Nach dem Verbinden liegt ein neuer Zustand vor. Ein Operator muss nicht sofort zu einem sichtbar geänderten Zustand der Schaltung führen. Der Operator „Informieren“ ändert die Schaltung nicht sofort, kann aber durch neue Informationen einen weiteren Operator nach sich ziehen.

Beim Erlernen der einfachen elektrischen Schaltungen waren Handlungen mit elektrischen Bauelementen und Handlungen mit dem Informationsmaterial möglich. Als mögliche Objekte der Handlungen kamen alle vorkommenden elektrischen Bauelemente, das Informationsblatt, das Aufgabenblatt und gelegentlich eine selbsterstellte Skizze in Frage. Die Handlungen mit den Bauelementen waren das Einfügen und Entfernen von Bauelementen, das Anbringen von Kabelverbindungen und das Entfernen von Kabelverbindungen, das Betätigen der zwei Schalteryarianten und

das Rein- und Rausdrehen von Glühlampen. Mit dem Informationsmaterial war die Handlung „informieren“ möglich. Diese Handlung konnte auch mit einzelnen Bauelementen durchgeführt werden. Die Handlung "nachvollziehen" war mit der gesamten Schaltung und mit der Skizze möglich. Tabelle 6 gibt einen Überblick über die möglichen Kombinationen von Objekten und Handlungen.

Tabelle 6: Kategoriensystem zur Kodierung der Videos

Handlungen	Handlungsobjekte	Beschreibung
Einfügen	alle Bauelemente	Einfügen eines nicht im Arbeitsbereich liegenden Bauelementes in den Arbeitsbereich
Entfernen	alle Bauelemente	Entfernen eines Bauelementes aus dem Arbeitsbereich
Verbinden	Pol eines beliebigen Bauelementes	Einstecken eines Kabels in den Pol eines beliebigen Bauelementes
Verbindung löschen	Pol eines beliebigen Bauelementes	Herausnehmen eines Kabels aus dem Pol eines beliebigen Bauelementes
Reindrehen	Lampe 1 oder Lampe 2	Hineindrehen einer Glühbirne in eine Lampenfassung
Rausdrehen	Lampe 1 oder Lampe 2	Herausdrehen einer Glühbirne aus einer Lampenfassung
Nachvollziehen	Skizze, aktuelle Schaltung oder Schaltungsteil	Erstellen oder Durchlesen einer eigenen Skizze Nachgehen der Schaltung mit der Hand Sichtbare Beschäftigung mit der Schaltung ohne Manipulationen mit der Hand
Informieren	Informationsblatt Aufgabenblatt	Durchlesen von Aufgaben- oder Informationsblatt Anschauen eines Bauelementes
Schalten	einfache Schalter Wechselschalter	Betätigung von einfachem Schalter oder Wechselschalter

Wie dargestellt wurden die Lern- und Testvideos von zwei Personen ausgewertet, die jeweils eine andere Auswertungsmethode benutzten. Bei der ersten Methode liefen ein Programm zum Videoabspielen und eine Tabellenkalkulation parallel. Das Video wurde gestartet und bei einer neuen Handlung der jeweiligen Versuchsperson angehalten. Anschließend trug der Kodierer Minute und Sekunde des Startes der Handlung, die Handlung, das Objekt der Handlung und ggf. den Pol des Objektes in eine Tabelle ein.

Zur Zeitersparnis beim Kodieren standen Abkürzungen zur Verfügung, so wurde informiert bspw. mit „i“ abgekürzt und Wechselschalter 2 mit „ws2“. Der Kodierer übernahm also die Startzeit der Handlung aus dem Abspielprogramm für das Video und gab dann die entsprechenden Abkürzungen ein, die das Programm sofort zu Klarnamen von Handlungen und Objekten vervollständigte. Auf diese Art und Weise war eine Kontrolle der Kodierung möglich. Der Zeitaufwand für die Videokodierung lag bei dieser Kodiermethode etwa bei 1:10, wobei es große Unterschiede zwischen den einzelnen Videos gab.

Die zweite Variante der Auswertung geschah mit einem professionellen Videoauswertungsprogramm, dem Programm Observer XT der Firma Noldus. Dieses Programm hat den Vorteil einer Echtzeitkodierung und einer Zeitübernahme, d.h. das zu analysierende Video muss nicht zwangsläufig bei der Kodierung angehalten werden und die Zeit wird bei jeder Kodierung automatisch übernommen. Da das Verbinden der Bauelemente mit Kabeln bzw. das Löschen der Verbindungen oft sehr schnell von statten gingen und Bauelemente häufig recht unübersichtlich verbunden waren, konnte die Echtzeitkodierung leider nicht genutzt werden, das Video musste oft angehalten und zurückgespult werden, um die Handlungen nachzuvollziehen. Daher war die Zeitersparnis gegenüber der anderen Auswertungsvariante nicht groß. Der Zeitaufwand für die Kodierung betrug etwa 1:8.

Nach der Kodierung der Videos mit den beiden vorgestellten Methoden wurde jedes Video noch zweimal kodiert. Eine Kodierung erfolgte um die Leistungen der Lernenden in den jeweiligen Durchgängen beurteilen zu können. Die Leistungsbewertung wurde nach einem Punktesystem für die entsprechenden Schaltungen durchgeführt. Für eine richtige Reihen- bzw. Parallelschaltung gab es jeweils 4 Punkte. Kriterium der Richtigkeit waren die richtige Anordnung der Lampen (in Reihe oder Parallel) und die richtige Einbindung von Schalter und Batterie in den Gesamtstromkreis. Bei einer geforderten Parallelschaltung ergab eine richtige parallele Anordnung der Lampen in ein Kurzschlussystem (parallel geschaltete Lampen werden durch einen kurzgeschlossenen Schalter „geschaltet“) zwei Punkte. Das Punktesystem für die Wechselschaltung berücksichtigte die Verwendung der richtigen Schalter (Wechselschalter), die richtige Verbindung der Wechselschalter (die beide zweipoligen Seiten der Wechselschalter sind verbunden) und die richtige Einbindung von Batterie

und Lampe in den Gesamtstromkreis.

Die Punktwertungen für die jeweiligen Schaltungen wurden nur einmal vergeben, mehrmaliges Konstruieren einer richtigen Schaltung erbrachte keinen Punktgewinn. In die Bewertung kam die jeweils letzte konstruierte Schaltung, d.h. bei der falschen Konstruktion einer Schaltung *nach* der korrekten Konstruktion derselben Schaltung wurde die falsche Schaltung gewertet. Dieser Bewertung lag die Überlegung zugrunde, dass Versuchspersonen eine neue Schaltung konstruieren, nachdem sie die alte Schaltung als fertig betrachten. Die Punktwerte jeder Versuchsperson für alle drei Schaltungen im Lerndurchgang und für die zwei Schaltungen im Testdurchgang wurden in eine Auswertungsdatei übertragen.

Eine weitere Kodierung erfolgte zur Analyse der Fehler der Versuchspersonen bei der Konstruktion der Schaltungen. Zwei Arten von Fehlern wurden kodiert, „Kurzschlussfehler“ und „Einpoligkeitsfehler“. Ein Kurzschlussfehler lag vor, wenn die zwei Batteripole derart verbunden waren, dass kein elektrischer Verbraucher zwischen sie geschaltet war. Als Einpoligkeitsfehler wurde das einpolige Anschließen von Schaltern oder Lampen gewertet. blieb der Einpoligkeitsfehler nach dem nächsten Schaltungsumbau bestehen, wurde er erneut gewertet. Bei Kurzschlussfehlern wurde ebenso verfahren. Kurzschlussfehler konnten bei Versuchspersonen die ohne Kurzschlussmelder lernten, unbemerkt bleiben, da sich die Batterie relativ langsam entlud. Fehler wurden generell nur einmal gewertet, erst nach einem Umbau der Schaltung und einem neuen Schaltversuch wurde der „alte“ Fehler neu gewertet. Die Fehlerwerte jeder Versuchsperson im Lern- und Testdurchgang wurden, nach Fehlerart getrennt, ebenfalls in eine Auswertungsdatei übertragen.

Am Ende des Kodierprozesses lagen zwei Dateien mit Lernhandlungen, Fehlern etc. vor, die von zwei Kodierern mit jeweils einer anderen Methode erstellt wurden und die zu einer Datei vereinigt werden sollten. Die Beurteilerübereinstimmung bei der Kodierung der Lernhandlungen und Objekte war durch die Natur der Aufgabe gut, sie lag zwischen 90% und 95%, d.h. auf 10 bis 20 aufeinander folgende identische Kodierungen kam eine andersartige Kodierung. Lernhandlungen wie „schalten“, „verbinden“ oder „Verbindung löschen“ wurden sehr gut identisch kodiert, da sie eindeutig sichtbar waren, bei den Handlungen „informieren“ und „nachvollziehen“ gab es gelegentlich Unstimmigkeiten zwischen den Kodierern.

Beide Protokolldateien wurden von einem Kodierer verglichen, bei andersartigen bzw. fehlenden Kodierung wurden die entsprechenden Stellen im Video aufgesucht, was durch die Zeitkodierung gut möglich war, und analysiert. Handelte es sich eindeutig um eine Fehlkodierung, so wurde diese geändert. Ansonsten wurde für alle ungeraden Versuchspersonennummern die Sichtweise des Kodierers 1 verwendet und für alle geraden Versuchspersonennummern die Sichtweise des Kodierers 2. Dieselbe Vorgehensweise kam für Fehlerwerte und Punktwerte des Lernens, wobei die Kodierunterschiede sehr gering waren. Nach dieser Prozedur lag eine Tabelle in Dateiform mit Rohdaten vor, die der Ausgangspunkt aller weiteren Analysen war. Tabelle 7 stellt ein Beispiel der Rohdaten dar.

Tabelle 7: Beispiel der Rohdatentabelle einer Versuchsperson für einen Lerndurchgang

Min	sec	Aktion	Objekt	Pol	Bemerkungen	
0	8	informieren	Papier/Aufgabenstellung			
	12	informieren	Papier/Infoblatt			
	19	informieren	Papier/Aufgabenstellung			
	31	einfügen	Lampe1			
	31	einfügen	Lampe2		richtig angeordnet	
	37	verbinden	Lampe1	1		
	38	verbinden	Lampe2	2		
	41	verbinden	Lampe1	2		
	44	einfügen	einfacher Schalter 2			
	50	verbinden	Lampe2	1		
	51	verbinden	einfacher Schalter 2	2		
	1	1	verbinden	einfacher Schalter 2	1	
		2	verbinden	Batterie	1	
		5	verbinden	Batterie	2	richtige Reihenschaltung
7		schalten	einfacher Schalter 2			
10		rausdrehen	Lampe2			
12		schalten	einfacher Schalter 2			
14		schalten	einfacher Schalter 2			
16		reindreuen	Lampe2			
19		informieren	Papier/Aufgabenstellung			
30		Verbindung löschen	Lampe1	1		

Die dargestellte Anordnung von Lernhandlungen und Objekten hatte verschiedene Auswertungsvorteile. Mit Hilfe eines Tabellenkalkulationsprogramms konnte die Tabelle schnell nach Handlungen bzw. Objekten sortiert werden und es konnten Anzahl, Häufigkeiten und Dauer von Handlungen bestimmt werden. Durch die zeitliche Kodierung war es außerdem möglich schnell zu interessierenden Stellen im Video zu

gelangen.

4.6 Graphentheoretische Auswertung der Lernhandlungssequenzen

Die Lernhandlungssequenzen, die als zeitlich kodierte Tabelle mit Handlungen und Objekten vorlagen, wurden zur graphentheoretischen Analyse in zwei verschiedene Formate umgewandelt: in eine Textdatei die hintereinander nur die Lernhandlungen der Versuchspersonen enthielt und in eine Textdatei die hintereinander die Lernhandlungen und die entsprechenden Objekte enthielt. Diese Textdateien konnten von einem Computerprogramm (Agnä) zur Netzwerkanalyse eingelesen und weiter analysiert werden. Dieses Programm erlaubt die Berechnung verschiedener graphentheoretischer Parameter bzw. Netzwerkparameter. Ebenso ist die graphische Darstellung eines Verhaltensnetzes aus einer Verhaltenssequenz möglich.

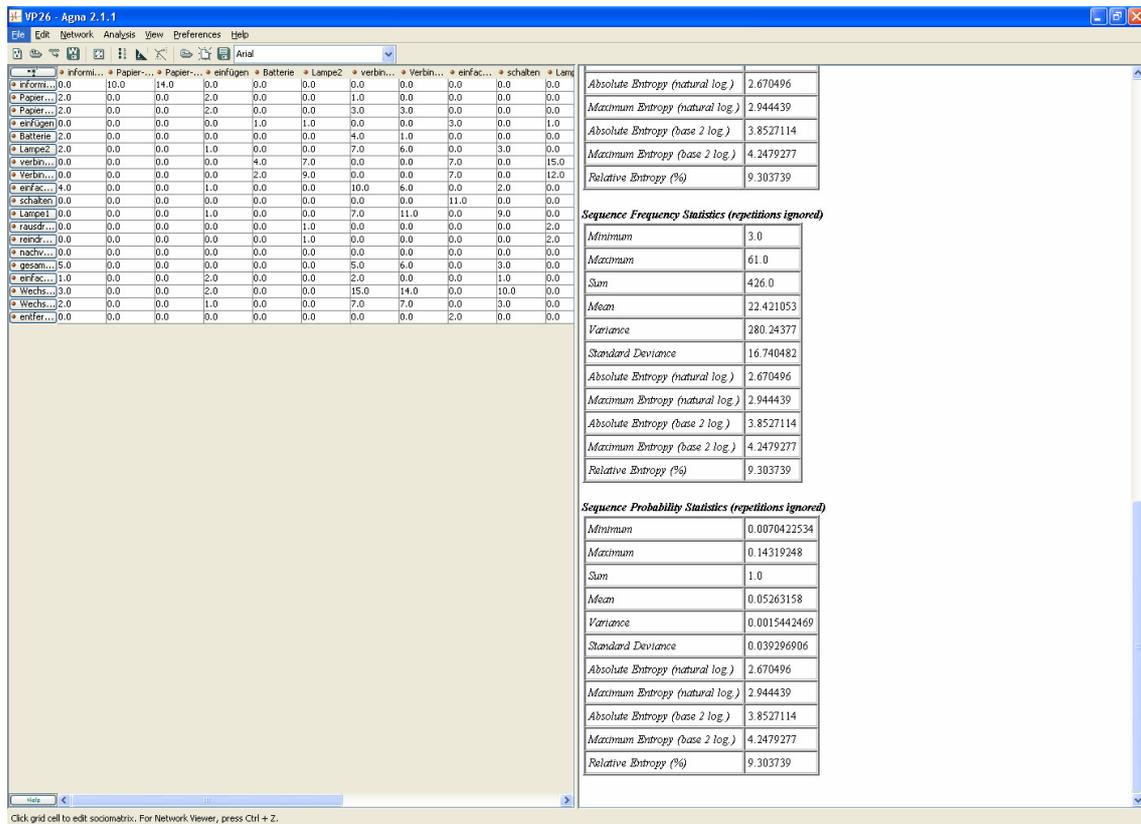


Abbildung 6: Das zur graphentheoretischen Analyse verwendete Programm Agna

Zur Bestimmung graphentheoretischer Parameter wurden alle 64 Lernhandlungssequenzen der Versuchspersonen (32 für den Lerndurchgang und 32 für den Testdurchgang) mit dem Programm eingelesen. Anschließend wurden für jede Sequenz die Dichte und der soziometrische Status aller Knoten berechnet. Die Werte wurden zur weiteren Analyse in eine SPSS Datei übertragen.

4.7 Informationstheoretische Auswertung der Lernhandlungssequenzen

Wie bereits beschrieben lagen für jede Versuchsperson zwei Dateien mit den Lernhandlungen für Lern- und Testdurchgang vor. Diese Dateien enthielten die Handlung, das Objekt der Handlung, die Zeit der Handlung und ggf. den Anschluss des elektrischen Bauelementes, an dem manipuliert wurde. Zur Berechnung der Shannon-Entropie wurde für jede Versuchsperson und jeden Durchgang eine Sequenz erstellt, die nur Handlungen und Objekte der Handlungen enthielt. Diese Sequenzen lagen dann als Dateien im Textformat vor. Die Textdateien wurden von einem Programm eingelesen und die Shannon-Entropie wurde berechnet. Anschließend wurden die Entropiewerte in eine SPSS-Datei, die zur weiteren Auswertung benutzt wurde, übertragen.

Um die algorithmische Komplexität bzw. die relative Entropie der Lernhandlungssequenzen gemäß dem Vorgehen von Benedetto et al. (2002) berechnen zu können, wurde für jede Versuchsperson eine Sequenz der Handlungen und Objekte erstellt. Dies geschah, indem aus den vorliegenden Rohdaten die Spalten *Zeit*, *Kommentare*, *Punktwertungen* und *Pole* entfernt wurden. Es lag eine Sequenz vor, die mit der ersten Handlung und dem ersten Objekt begann und mit der letzten Handlung und dem letzten Objekt der Handlung der Versuchsperson endete. Zum Ausschluss von Verfälschungen durch Worte, wurden Objekte und Handlungen mit einzelnen eindeutigen Buchstaben bzw. Zahlen codiert. So wurde bspw. die Handlung „Informieren“ mit „i“ codiert und das Objekt „einfacher Schalter 1“ mit 1. Zwischen allen Handlungen und Objekten wurden Leerzeichen eingefügt.

Verfälschungen wären beispielsweise bei gleichen Wortanteilen oder Silben von verschiedenen Wörtern möglich gewesen, so sind beispielsweise im Sinne der Entropie „einfacher Schalter 1“ und „einfacher Schalter 2“ sehr ähnlich und „einfacher Schalter

1“ und „Batterie“ sehr unähnlich, obwohl beide Paarungen im Sinne des Ablaufes der Lernhandlungen gleichwertig sind. Durch die Codierung wird erreicht, dass gewisse Redundanzen bzw. Regelmäßigkeiten nur in der Sequenz an sich stecken, d.h. im realen Ablauf der Handlungen und Objekte und nicht in den einzelnen konstituierenden Elementen der Sequenz.

Nach der Bearbeitung von Lern- und Testsequenzen lagen Textdateien vor, die zwischen 160 und 1500 Zeichen enthielten (Lerndurchgang) bzw. zwischen 145 und 1100 Zeichen (Testdurchgang). Die relativen Entropien der Sequenzen zueinander wurden nach der im folgenden dargestellten Formel von Li & Vitányi (1997) berechnet. Bei der relativen Entropie handelt es sich nicht um einen Abstand im mathematischen Sinne, es handelt sich vielmehr um Ähnlichkeiten, die angegebene Formel wurde von den oben genannten Autoren vorgeschlagen, damit die Abstände zwischen den Sequenzen die Dreiecksungleichung erfüllen.

S ist in Formel (5) die relative Entropie, Δ ein Differenzmaß und L die Länge in Byte einer mit einem File-Packer, hier gzip, gepackten Zeichenkette.

$$S_{AB} = (\Delta_{Ab} - \Delta_{Bb}) / \Delta_{Bb} + (\Delta_{Ba} - \Delta_{Aa}) / \Delta_{Aa} \quad (5) \text{ (Benedetto et al., 2002)}$$

wobei $\Delta_{Ab} = L_{A+b} - L_A \quad (6) \text{ (Benedetto et al., 2002)}$

L_A in (6) ist also die Länge in Byte der mit dem Packer gzip gepackten Sequenz A, also bspw. der gepackten Lernhandlungssequenz von Versuchsperson 1.

L_{A+b} wird folgendermaßen berechnet. An die ungepackte Sequenz A wird die Sequenz b angehängt. Anschließend wird die neue Sequenz gepackt. Die Sequenz b wäre also bspw. die gepackte Lernhandlungssequenz von Versuchsperson 2. Benedetto et al. (2002), die die beschriebene Methode zur Untersuchung von Sprachstammbäumen und zur Untersuchung der Autorenschaft von Texten benutzten, empfehlen b als Teilsequenz der Originalsequenz B zu verwenden. Sie geben als ein günstiges Maß für die Teilsequenz $\frac{1}{32}$ bis $\frac{1}{4}$ der Originalsequenz an. Die Überlegung, die dahinter steckt, wurde in Abschnitt 2.2.2 beschrieben. Dieses Vorgehen erwies sich für diese Untersuchung aus theoretischen und praktischen Gründen als untauglich. Zum einen

sind die Originalsequenzen der Lernhandlungen mit max. 700 Zeichen sehr kurz. Zum anderen geschieht gerade am Ende der Sequenzen psychologisch interessantes, sodass auch eine geringe Kürzung einen Informationsverlust darstellen würde. Aus diesem Grund wurde für diese Analyse $b = B$ gewählt.

Die Berechnungen der relativen Entropie wurden von einem, vom Autor dieser Arbeit erstellten, Computerprogramm durchgeführt. Dieses Programm übernahm das Einlesen, das Aneinanderfügen der Sequenzen, die Paarungen wachsen quadratisch mit der Anzahl der Sequenzen (bei 64 Sequenzen gibt es 4096 Paarungen) und das Berechnen der relativen Entropie nach (6). Zunächst wurden die im Textformat vorliegenden, interessierenden Sequenzen in das Arbeitsverzeichnis des Programms kopiert. Anschließend las das Programm alle Sequenzen ein und kombinierte alle Sequenzen derart miteinander, dass an jede Sequenz, jede andere Sequenz angehängt wurde. Sequenzen wurden auch mit sich selbst kombiniert, sodass bei n Versuchspersonen n^2 Kombinationen vorlagen. Anschließend wurden Originalsequenzen und kombinierte Sequenzen mit dem Packprogramm gzip in das Arbeitsverzeichnis gepackt. Das Auswertungsprogramm zur Berechnung der relativen Entropie las im Anschluss die Dateigrößen der gepackten Originalsequenzen und der gepackten kombinierten Sequenzen ein. Nach der Formel (6) wurde anschließend die relative Entropie berechnet. Die als Ähnlichkeiten zu betrachtenden relativen Entropien wurden zur weiteren statistischen Auswertung in eine Datei geschrieben, die das *.dat Format hatte. Dieses Format lässt sich von gängigen Statistikprogrammen wie bspw. SPSS zur weiteren Auswertung einlesen. Abbildung 7 zeigt das zur Berechnung der relativen Entropie verwendete, vom Autor dieser Arbeit erstellte, Programm. Der Quelltext befindet sich im Anhang.

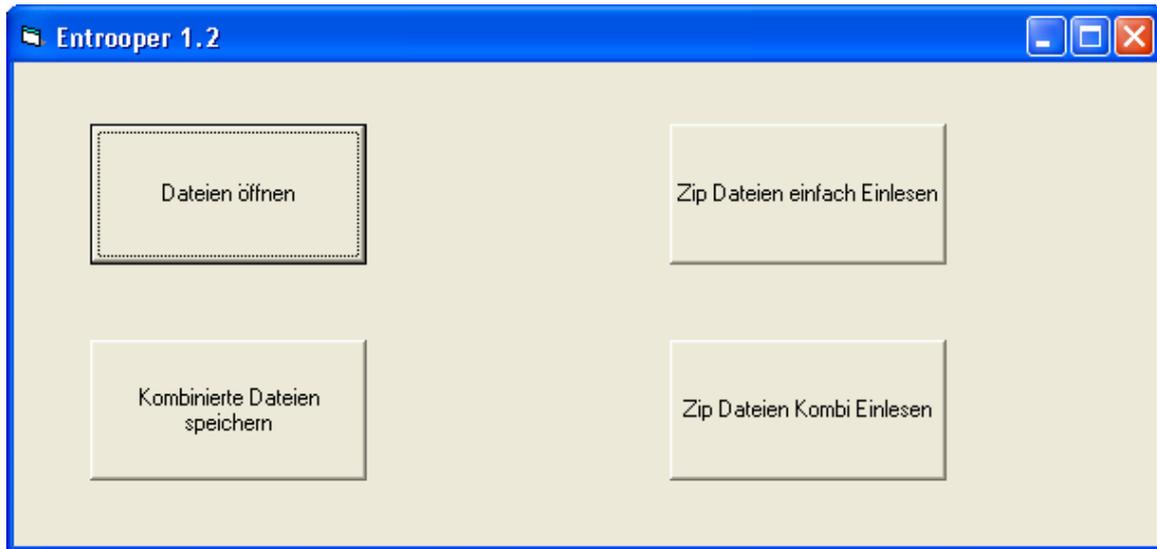


Abbildung 7: Auswertungsprogramm zur Berechnung der relativen Entropie

5 Ergebnisse

5.1 Vorwissen

Zur Ermittlung möglicher Zusammenhänge zwischen Vorwissen und Lernergebnissen wurden die Rangkorrelationskoeffizienten (Spearman) berechnet, da ein Kolmogorov-Smirnov-Test nur für zwei Variablen (Vorkenntnisse Schaltung und Gesamtfehler) eine Normalverteilung bestätigen konnte. Die Punktwerte für beide Arten von Vorwissentests ergaben sich aus den Fragebögen. Die Anzahl der Schaltversuche wurde, wie schon dargestellt, als die Anzahl von Schalthandlungen definiert, zwischen denen es zu einer Änderung der Schaltung kam. Mehrmaliges Schalten hintereinander ohne Änderung der Schaltung wurde nur einmal gezählt. Die Anzahl der Fehler ergab sich aus der Summe beider Fehlerarten: Kurzschlussfehler und Einpoligkeitsfehler. Die Anzahl der Lernhandlungen entsprach der Anzahl der tatsächlich durchgeführten Handlungen. Für die dargestellten Kennwerte des Erlernens der elektrischen Schaltungen wurden für Lern- und Testdurchgang Gesamtwerte gebildet, d.h. die Einzelwerte wurden addiert.

Zur Klassifikation korrelativer Zusammenhänge wurden die Vorschläge von Bühl & Zöfel (1995) übernommen. Die Autoren schlagen folgende Klassifikation von Korrelationskoeffizienten vor:

- $0,3 < r < 0,5$ = gering
- $0,5 < r < 0,7$ = mittel
- $0,7 < r < 0,9$ = hoch
- $0,9 < r =$ sehr hoch

Die Ergebnisse der Korrelationen sind in Tabelle 8 dargestellt.

Tabelle 8: Korrelationskoeffizienten (Spearman) von Vorkenntniswerten mit Punkt- und Fehlerwerten für die Lernaufgaben (N=32)

	Vork. Schaltung	Vork. MPT	Punkte	Fehler	Schalt- versuche	Anzahl Lernhandlungen
Vorkenntnisse Schaltung	-	,269	0,209	-0,191	-0,302	-0,302
Vorkenntnisse MPT	0,497**	-	0,410*	-0,571**	-0,404*	-0,425*
Punkte	0,104	0,410*	-	-0,687**	-0,613**	-0,700**
Fehler	-0,393*	-0,571**	-0,687**	-	0,773**	0,824**
Schalt- Versuche	-0,222	-0,404*	-0,613**	0,773**	-	0,910**
Anzahl Lernhandlungen	-0,325	-0,425*	-0,700**	0,824**	0,910**	-

** Die Korrelation ist auf dem 0,01 Niveau signifikant (zweiseitig).

* Die Korrelation ist auf dem 0,05 Niveau signifikant (zweiseitig).

Die Punktwerte der Teilaufgaben des *Mannheimer Tests zur Erfassung des physikalisch technischen Problemlösens - MPT* ($\bar{x} = 2,6$; $sd = 1,5$) korrelieren positiv und signifikant mit den beim Lernen erreichten Punkten ($\bar{x} = 16,2$; $sd = 7,4$). Dies ist hypothesenkonform. Die Korrelationskoeffizienten der Werte des MPT mit der Anzahl der Lernhandlungen ($\bar{x} = 251$; $sd = 125$) und der Anzahl der Schaltversuche ($\bar{x} = 24$; $sd = 18$) sind hypothesenkonform negativ und signifikant. Die Varianzaufklärung ist gering.

Der Zusammenhang zwischen den Werten des MPT und der Anzahl der Fehler ist ebenfalls hypothesenkonform negativ, die Varianzaufklärung ist mittel.

Die Punktwerte des speziellen Vorkenntnistestes ($\bar{x} = 4,9$; $sd = 2,8$), bei dem die Kenntnisse von Reihenschaltung, Parallelschaltung und Wechselschaltung abgefragt wurden, korrelieren gering positiv mit den Punktwerten des MPT. Trotz dieser Korrelation besteht nur zur Anzahl der Fehler ein hypothesenkonformer negativer Zusammenhang. Er ist gering aber signifikant. Die anderen Zusammenhänge zwischen den Punktwerten des speziellen Vorkenntnistests und Lern- Fehlerwerten sind in ihrer Richtung hypothesenkonform, wegen ihrer geringen Stärke aber nicht interpretierbar.

Die Zusammenhänge zwischen der Anzahl der Lernhandlungen, der Anzahl der Schaltversuche und der Anzahl der Fehler sind signifikant, positiv und hoch bis sehr hoch. Je mehr Fehler eine Versuchsperson in der durchgeführten Untersuchung machte, desto mehr Schaltversuche und Lernhandlungen führte sie aus. Zwischen den drei genannten Variablen und der Anzahl der Punkte bestehen negative, signifikante Korrelationen, die mittel bis hoch sind. Zusammenfassend kann festgehalten werden, dass die Hypothese des Zusammenhanges zwischen Vorwissen und Leistung für den Mechanisch Technischen Verständnistest bestätigt werden konnte (Hypothese 3.2.1.1) und für den speziellen Schaltungskenntnistest nicht bestätigt werden konnte (Hypothese 3.2.1.2)

5.2 Lernstrategien

Zur Analyse von Zusammenhängen zwischen Fragebogenwerten bei Lernstrategien und Punkt- und Fehlerwerten beim Lernen wurden die Rangkorrelationskoeffizienten nach Spearman berechnet, da ein Kolmogorov-Smirnov-Test für die drei Lernstrategiebereiche des Fragebogens (Oberflächenstrategien, Metakognitive Strategien und Tiefenstrategien) keine Normalverteilung bestätigen konnte. Die Ergebnisse sind in Tabelle 9 dargestellt.

Tabelle 9: Korrelationskoeffizienten (Spearman) von Lernstrategiewerten (Oberflächen-, Tiefen-, und Metakognitive Strategien) mit Punktwerten für Lern- und Testaufgaben (N=32)

	Oberfläche	Meta-kognitiv	Tiefe	Punkte	Fehler	Schaltversuche	Anzahl Lernhandlungen
Oberfläche	1,00	-,094	,161	-,313	,318	,219	,342
Meta-kognitiv	-,094	1,00	,434*	,225	-,277	-,073	-,150
Tiefe	,161	,434	1,00	,096	-,243	-,086	-,225

* Die Korrelation ist auf dem 0,05 Niveau signifikant (zweiseitig).

Die Korrelationskoeffizienten für die drei Lernstrategiebereiche, die mit einer angepassten Variante des Fragebogens „Wie lernst Du?“ (Lompscher, 1995) erhoben wurden, sind alle gering bis sehr gering und erreichen nicht die Signifikanzgrenze, was hypothesenkonform ist. Bei den Oberflächenstrategien ($\bar{x} = 9,5$; $sd = 1,2$) gibt es geringe positive Zusammenhänge zu Fehlerwerten, zur Anzahl der Lernhandlungen und geringe negative Zusammenhänge zu Punktwerten beim Lernen. Zwischen der behaupteten Nutzung von Tiefenstrategien ($\bar{x} = 25$; $sd = 3,2$) und dem Lernerfolg lassen sich in der untersuchten Stichprobe keine Zusammenhänge nachweisen. Innerhalb der Strategiewerte des Fragebogens gibt es eine interessante positive Interkorrelation zwischen den Fragebogenwerten für metakognitive Lernstrategien ($\bar{x} = 11,4$; $sd = 1,8$) und den Fragebogenwerten für Tiefenstrategien beim Lernen. Die Hypothese, dass es keinen Zusammenhang zwischen den erfassten Lernstrategiewerten und der Leistung beim Erlernen der elektrischen Schaltungen gibt (Hypothese 3.2.2.1), konnte bestätigt werden.

Zur Prüfung des Zusammenhanges zwischen den real angewandten Oberflächen- und Tiefenstrategien und den mit Fragebogen erhobenen Oberflächen- und Tiefenstrategien und Lernerfolgsmaßen wurden die Rangkorrelationskoeffizienten berechnet. Als Maß für Tiefenstrategien wurden zwei Variablen verwendet. Die Gesamtzeit des Informierens mit dem Informationsblatt, auf dem Bauelemente und Teilelemente der Wechselschaltung skizziert waren, wurde als allgemeine Tiefenstrategie operationalisiert. Die Zeit des Informierens mit dem Informationsblatt nach Abschluss der Parallelschaltung wurde als spezielle Tiefenstrategie operationalisiert. Nach dieser

Schaltung sollte die Wechselschaltung konstruiert werden, es handelte sich beim Informieren nach dem Abschluss der Parallelschaltung also um ein gezieltes Beschäftigen mit den dargestellten Grundlagen der Wechselschaltung.

Als Maß für angewandte Oberflächenstrategien kam die Anzahl der Schaltversuche zur Anwendung. Diese Zahl entsprach der Anzahl der „durchprobierten“ unterschiedlichen Schaltungsvarianten. Die Ergebnisse sind in Tabelle 10 dargestellt.

Tabelle 10: Korrelationskoeffizienten (Spearman) realer Lernstrategiewerte mit erfragten Lernstrategiewerten und Punktwerten für Lern- und Testaufgaben (N=32)

	Tiefe Fragebogen	Oberfläche Fragebogen	Punkte	Fehler
Oberfläche beobachtet	-0,86	0,219	-0,613**	0,775**
Tiefe allgemein beobachtet	-0,295	-0,185	0,256	0,006
Tiefe speziell beobachtet	-,096	,001	,568**	-,119

** Die Korrelation ist auf dem 0,01 Niveau signifikant (zweiseitig).

Wie Tabelle 10 zeigt existieren erwartungsgemäß zwischen tatsächlich angewandten Lernstrategiewerten und erfragten Lernstrategiewerten keine Zusammenhänge, Hypothese 3.2.2.2 kann somit bestätigt werden.

Zwischen den angewandten Oberflächenstrategien ($\bar{x} = 24$; $sd = 18$) und der Anzahl der Punkte gibt es einen mittleren negativen Zusammenhang. Der Zusammenhang zur Anzahl der Fehler ist hoch und positiv. Beide Zusammenhänge sind hypothesenkonform und bieten eine recht hohe Varianzaufklärung.

Zwischen den allgemeinen Tiefenstrategien ($\bar{x} = 142$; $sd = 106$) und Punkt- und Fehlerwerten des Lernens existieren keine Zusammenhänge, es existiert aber ein signifikant positiver Zusammenhang zwischen den speziellen Tiefenstrategien ($\bar{x} = 50$; $sd = 69$) und dem Lernerfolg. Er bietet eine mittlere Varianzaufklärung. Die Hypothese des Zusammenhanges zwischen angewandten Lernstrategien und Leistungswerten (Hypothese 3.2.2.3) kann somit für die Oberflächenstrategien bestätigt werden, für die Tiefenstrategien kann sie teilweise bestätigt werden.

5.3 Emotionen

Zur Analyse von Zusammenhängen zwischen den vor dem Lernen angegebenen positiven und negativen Emotionen im PANAS - Fragebogen und dem Vorwissen und Punkt bzw. Fehlerwerten beim Lernen, wurden die Rangkorrelationskoeffizienten nach Spearman berechnet, da ein Kolmogorov-Smirnov-Test für die Variablen PANAS negativ und PANAS positiv keine Normalverteilung bestätigen konnte. Tabelle 11 stellt die Ergebnisse dar.

Tabelle 11: Korrelationskoeffizienten (Spearman) von Emotionswerten (PANAS-State positiv und negativ) mit Punkt, Fehler und Vorwissenswertes (N=32)

	PANAS negativ	PANAS positiv
PANAS negativ	1,000	-0,084
PANAS positiv	-0,084	1,000
Fehleranzahl	0,028	-0,353*
Punktzahl	0,075	0,301
Anzahl der Schaltversuche	-0,012	-0,307
Anzahl der Lernhandlungen	0,056	-0,392*
Vorkenntnisse MPT	0,053	0,555*
Vorkenntnisse Schaltungen	-0,083	0,330

* Die Korrelation ist auf dem 0,05 Niveau signifikant (zweiseitig).

Bei den mit dem PANAS - Fragebogen erhobenen negativen Emotionen ($\bar{x} = 13,2$; $sd = 3$) ergeben sich keine Zusammenhänge zu Punkt- und Fehlerwerten beim Lernen, keine Zusammenhänge zur Anzahl der Lernhandlungen und der Schaltversuche und keine Zusammenhänge zu den Punktwerten bei beiden Vorwissenstests, was nicht hypothesenkonform ist. Hypothese 3.2.3.2, die einen entgegengesetzten Zusammenhang zwischen den negativen Emotionen und dem Vorwissen bzw. den Punktwerten beim Lernen und einen positiven Zusammenhang mit den Fehlern beim Lernen vermutete, kann somit nicht bestätigt werden.

Das Ausmaß der mit dem PANAS- Fragebogen erhobenen positiven Emotionen ($\bar{x} = 27,6$; $sd = 4,8$) korreliert gering negativ, aber signifikant, mit der Anzahl der Fehler beim Lernen und der Anzahl der Schaltversuche. Diese Zusammenhänge sind in ihrer Richtung hypothesenkonform, die Stärke ist mit einer Varianzaufklärung von reichlich 10% jedoch gering. Zum Punktwert beim Vorkenntnistest MPT besteht eine mittlere positive signifikante Korrelation. Die Zusammenhänge der positiven Emotionen zu den restlichen Parametern sind hypothesenkonform, haben jedoch eine unter der Signifikanzgrenze liegende Varianzaufklärung. Die Hypothese des Zusammenhanges zwischen den bei der Vorbefragung angegebenen Emotionen und Vorkenntnissen bzw. Punkt und Fehlerwerten beim Lernen (Hypothese 3.2.3.1) kann für die positiven Emotionen für diese Stichprobe bestätigt werde.

Zur Prüfung der Hypothese der Abhängigkeit der Vorgehensweise beim Lernen von den bei Beginn angegebenen Emotionen wurden beide Emotionsdimensionen des PANAS mit der Anzahl und der Dauer der Handlungen „Informieren“ und „Nachvollziehen“ korreliert. Die schon dargestellte Bipolarität beider Emotionsdimensionen rechtfertigte die Korrelation. Die Variable „Informieren“ fasst Handlungen der Beschäftigung mit dem Aufgabenblatt und dem Informationsblatt zusammen, die Variable „Nachvollziehen“ fasst Handlungen der Beschäftigung mit der aktuell vorliegenden Schaltung als Ganzes zusammen. Tabelle 12 stellt die Ergebnisse dar.

Tabelle 12: Korrelationskoeffizienten (Spearman) von Emotionswerten (PANAS-State positiv und negativ) mit Werten für die Handlungen „Informieren“ und „Nachvollziehen“ (N=32)

	PANAS positiv	PANAS negativ
PANAS negativ	1,000	-0,084
PANAS positiv	-0,084	1,000
Anzahl der Informationshandlungen	-0,224	0,145
Zeit für Informationshandlungen	-0,287	-0,033
Anzahl der Handlungen Nachvollziehen	-0,469**	0,051
Zeit der Handlungen Nachvollziehen	-0,542**	0,055

** Die Korrelation ist auf dem 0,01 Niveau signifikant (zweiseitig).

Die positiven Emotionen des PANAS korrelieren gering negativ mit der Anzahl der Handlungen „Nachvollziehen“ und mittel negativ mit der für die Handlung „Nachvollziehen“ aufgewendeten Zeit. Beide Korrelationen sind signifikant. Die negative Korrelation ist hypothesenkonform, da, wie dargestellt, die Dimension positiver Affekt des PANAS bipolar ist und ein Ende somit den Pol der negativen Emotionen darstellt. Die Handlung „Informieren“ korreliert in Dauer und Anzahl ebenfalls gering negativ mit den positiven Emotionen, erreicht aber keine Signifikanz. Das Ausmaß der negativen Emotionen des PANAS korreliert weder mit den Maßen für „Informieren“ noch für „Nachvollziehen“. Dies ist nicht hypothesenkonform. Die Hypothese des Zusammenhanges zwischen Emotionen und Vorgehen beim Lernen (Hypothese 3.2.3.3) kann somit nur für die negativen Emotionen, die indirekt über den PANAS – PA erfasst wurden, bestätigt werden.

5.4 Motivation

Um Zusammenhänge zwischen Teilvariablen der Motivation und Lernpunkten bzw. Lernfehlern zu analysieren wurden die Rangkorrelationskoeffizienten nach Spearman

berechnet, da ein Kolmogorov-Smirnov-Test für sämtliche Fragebogenwerte des Motivationsfragebogens *FAM* keine Normalverteilung bestätigen konnte. Sämtliche Werte der motivationalen Variablen wurden vor Beginn des Lernens erhoben. Punkte, Fehler und Längenmaße ergaben sich aus der Analyse der Lern- und Testsequenzen. Die Ergebnisse der Korrelationen sind in Tabelle 13 dargestellt.

Tabelle 13: Korrelationskoeffizienten (Spearman) von Werten des Motivationsfragebogen *FAM* mit den Punktwerten für die Lernaufgaben, für die Fehler und die Schaltversuchsanzahl (N=32)

	Interesse FAM	Erfolgswahrschein- lichkeit FAM	Misserfolgs- befürchtung FAM	Heraus- forderung FAM
Interesse FAM	1,000	,003	,101	-,100
Erfolgswahrschein- lichkeit FAM	,003	1,000	,272	-,068
Misserfolgsbefürchtung FAM	,101	,272	1,000	,516(**)
Herausforderung FAM	-,100	-,068	,516(**)	1,000
Lernpunkte	,235	-,118	-,143	-,055
Gesamtfehler	-,319	,173	,186	,130
Anzahl der Schaltversuche	-,328	,170	,332	,066
Anzahl der Lernhandlungen	-,334	,170	,315	,117

** Die Korrelation ist auf dem 0,01 Niveau signifikant (zweiseitig).

Die Ergebnisse zeigen, dass zwischen den Fragebogenwerten für die Motivation und Kennwerten des Lernens keine Zusammenhänge bestehen. Es lässt sich lediglich konstatieren dass beim Interesse ein geringer negativer Zusammenhang zu Fehlern, Schaltversuchen und zur Anzahl der Lernhandlungen besteht, der in seiner Richtung zwar hypothesenkonform ist, aber die Signifikanzgrenze nicht erreicht. Zwischen den Variablen Misserfolgsbefürchtung und Herausforderung des Motivationsfragebogens besteht eine mittlere, positive, signifikante Korrelation.

Hypothese 3.2.4.1, die einen positiven Zusammenhang zwischen Interesse bzw. Herausforderung und Punktmaßen für das Lernen, sowie eine negativen Zusammenhang

dieser motivationalen Variablen zu Fehler- und Längenmaßen des Lernens vermutete, kann nicht bestätigt werden. Ebenso kann Hypothese 3.2.3.2 nicht bestätigt werden. Diese Hypothese vermutete positive Zusammenhänge zwischen geäußerter Erfolgswahrscheinlichkeit und Lernerfolg sowie zwischen der Furcht vor Misserfolg und Fehlerwerten beim Lernen.

Zur Analyse der Interaktion von Interesse und Herausforderung (Hypothese 3.2.4.3) wurde der Bereich der Variablen Herausforderung ($\bar{x} = 19,5$; $sd = 4,2$) gedrittelt. Das erste Drittel ($9 < x < 15$) wurde als Bereich geringer Herausforderung betrachtet, das letzte Drittel als Bereich hoher Herausforderung ($19 > x > 25$). Für die Versuchspersonen der dargestellten Gruppen wurden die Rangkorrelationskoeffizienten zwischen Motivationsvariablen und Punkt- und Fehlerwerten des Lernens berechnet. Die Ergebnisse sind in Tabelle 14 dargestellt.

Tabelle 14: Korrelationskoeffizienten (Spearman) des Interesses gering (1) und hoch (2) herausgeforderter Versuchspersonen mit Punkt- und Fehlerwerten für das Lernen

	Lernpunkte	Gesamtfehler	Anzahl der Schaltversuche	Anzahl der Lernhandlungen
Interesse (1) (6 Personen)	,441	-,638	-,771	-,754
Interesse (2) (20 Personen)	,222	-,189	-,189	-,232

Wie Tabelle 14 zeigt, liegt bei Gruppe 1, dies ist die niedrig herausgeforderte Gruppe, ein geringer positiver Zusammenhang zur Anzahl der Lernpunkte vor. Zur Anzahl der Fehler liegt ein mittlerer positiver Zusammenhang vor und zur Anzahl von Schaltversuchen und Lernhandlungen liegt ein hoher positiver Zusammenhang vor. Die Korrelationen werden aufgrund der geringen Stichprobengröße nicht signifikant, sind aber zumindest in Ausmaß und Richtung hypothesenkonform.

Die Korrelationen bei Gruppe 2 zwischen Interesse und Punkt- und Fehlermaßen sind wegen ihrer geringen Stärke nicht interpretierbar. Hypothese 3.2.3.3 die einen Einfluss des Interesses bei niedriger Herausforderung auf die Leistung vermutete, kann aufgrund der geringen Größe der Gruppe niedrig herausgeforderten Versuchspersonen nicht bestätigt werden.

5.5 Typologie der Versuchspersonen

Um zu untersuchen ob sich die Versuchspersonen anhand der Fragebogenwerte von Vorwissen, Emotion, Motivation und erfragter Lernstrategien sinnvoll gruppieren lassen und ob diese Gruppen sich anhand verschiedener Lern- und Leistungswerte bzw. angewandter Lernstrategien unterscheiden, wurde anhand der einzelnen Teilbereiche der Vorbefragungswerte eine Faktorenanalyse berechnet. Messtheoretische Voraussetzung zur Durchführung einer Faktorenanalyse ist das Vorliegen intervallskalierter, normalverteilter Daten. Eine Normalverteilung konnte für die meisten Fragebogenwerte nicht nachgewiesen werden. Da es sich bei dem Versuch der Typologisierung der Versuchspersonen aber um eine hypothesengenerierende Fragestellung handelt, wurde die Faktorenanalyse dennoch gerechnet. Die Ergebnisse sollen mit Blick auf die unzureichenden messtheoretischen Voraussetzungen interpretiert werden.

In die Faktorenanalyse wurden die vier Teilvariablen des *FAM* (Interesse, Herausforderung, Erfolgswahrscheinlichkeit, Misserfolgsbefürchtung), zwei Variablen des *PANAS* (positive und negative Emotionen), drei Variablen des Lernstrategiefragebogens von Lompscher (Oberflächenstrategien, Tiefenstrategien und metakognitive Lernstrategien) sowie die mit Fragen des *MPT* abgefragten allgemeinen naturwissenschaftlichen Kenntnisse und die mit dem Schaltungsfragebogen abgefragten speziellen Vorkenntnisse einbezogen.

Die Daten aller 32 Versuchspersonen wurden einer Faktorenanalyse unterzogen. Es wurden Faktoren mit einem Eigenwert größer 1 berücksichtigt, als Extraktionsmethode wurde die Hauptkomponentenanalyse gewählt, als Rotationsmethode die Varimax-Methode mit Kaiser-Normalisierung. Extrahiert wurden vier Faktoren. *Faktor 1* hat eine Varianzaufklärung von 29,5%; *Faktor 2* 17,8%; *Faktor 3* 15,1% und *Faktor 4* 9,6%. Alle vier Faktoren erklären zusammen 72 % der Varianz. Tabelle 15 stellt die Ergebnisse der Faktorenanalyse dar.

Tabelle 15: Ergebnis einer Faktorenanalyse von 11 Variablen aus den Vorbefragungen zu Vorkenntnissen, Motivation, Emotion und Lernstrategien (N=32)

	Faktor			
	1	2	3	4
Vorkenntnisse MPT	,896	-,013	-,021	-,158
Vorkenntnisse Schaltungen	,576	,480	-,102	-,205
Interesse FAM	,796	,247	,208	,041
Erfolgswahrscheinlichkeit FAM	-,016	,418	-,064	,703
Misserfolgsbefürchtung FAM	,057	,010	,890	,126
Herausforderung FAM	-,261	,343	,683	-,418
Panas State positiv	,623	,496	-,037	,158
Panas State negativ	,127	-,243	,781	,109
Oberflächenstrategien	-,119	-,044	,151	,814
Metakognitive Strategien	,378	,661	-,055	-,038
Tiefenstrategien	,116	,840	,004	,244

Anmerkung: Alle Ladungen größer 0,5 wurden fett markiert.

Auf den ersten extrahierten Faktor laden die Vorkenntnisse des MPT und der Bereich Interesse des Motivationsfragebogens FAM hoch, eine mittlere Ladung auf den Faktor haben die speziellen Schaltungsvorkenntnisse und die positiven Emotionen des Emotionsfragebogens PANAS. Dieser Faktor stellt also eine Kombination von positiver Stimmung und Interesse gepaart mit relativ hohem Vorwissen im MPT und im Schaltungstest dar, also durch Vorwissen und Interesse begründete positive Stimmung in Bezug auf die Lernaufgabe. Dieser Faktor soll „*positive Stimmung durch Vorwissen und Interesse*“ genannt werden.

Mit dem zweiten Faktor korreliert die Variable Tiefenstrategien des Lernstrategiefragebogens hoch und die Variable metakognitive Strategien korreliert mittel. Die Werte der Schaltungsvorkenntnisse, der positiven Emotionen und der Erfolgswahrscheinlichkeit korrelieren gering mit dem Faktor zwei. Bei dieser Kombination gehen also relativ hohe Werte für Tiefenstrategien und metakognitive Strategien beim Lernen mit positiver Stimmung, subjektiv als hoch eingeschätzter Erfolgswahrscheinlichkeit und Vorkenntnissen im speziellen Schaltungstest einher. Dieser Faktor soll als „*positiver Lernstrategiefaktor*“ bezeichnet werden, da nur die Lernstrategien auf den Faktor laden, die in der psychologischen Forschung als positiv für das Lernen angesehen werden. Es muss beachtet werden, dass es sich hierbei nur um

geäußerte Absichten von Lernstrategienutzung handelt.

Auf den dritten Faktor laden die negativen Emotionen des PANAS und die Variable Misserfolgsbefürchtung des Motivationsfragebogens hoch, die Variable Herausforderung des FAM lädt mittel auf den Faktor. Hier liegt also eine Kombination eines subjektiv als hoch eingeschätzten möglichen Misserfolges bei der Lernaufgabe mit negativer Stimmung und einer als hoch angesehenen Herausforderung durch die Aufgabe vor. Dieser Faktor soll als „*Versagensangst*“ bezeichnet werden.

Mit dem vierten Faktor korrelieren die Variablen Erfolgswahrscheinlichkeit und Oberflächenstrategien hoch, die angegebene Nutzung von Oberflächenstrategien geht also mit einer subjektiv als hoch eingeschätzten Erfolgswahrscheinlichkeit einher. Dieser Faktor soll als „*Probierfaktor*“ bezeichnet werden.

Im Anschluss an die Faktorenanalyse wurden die Faktorwerte für jede Versuchsperson mit dem Regressionsverfahren bestimmt. Anhand der Faktorwerte wurde über alle Versuchspersonen eine Two-Step Clusteranalyse mit der vorgegebenen Anzahl von zwei Clustern gerechnet und die Versuchspersonen wurden den Clustern zugeordnet. Cluster 1 enthält 11 Versuchspersonen und Cluster 2 enthält 21 Versuchspersonen. Zur inhaltlichen Identifikation der beiden Gruppen wurden, wie in Tabelle 16 dargestellt, die Mittelwerte der Gruppenfaktorwerte berechnet und die Signifikanz der Mittelwertsunterschiede wurde mit einem Mann-Whitney-U-Test ermittelt.

Tabelle 16: Mittelwerte und Standardabweichung der Faktorwerte 1- 4 von Gruppe 1 und 2 (N=32)

	Gruppe	Anzahl	Mittelwert	Signifikanz des Mittelwertunterschiedes
Faktor 1	1	11	-,874	0,000
	2	21	,458	
Faktor 2	1	11	-,612	,020
	2	21	,320	
Faktor 3	1	11	,487	0,042
	2	21	-,255	
Faktor 4	1	11	,112	nicht signifikant
	2	21	-,059	

Anmerkung: Exakte Signifikanz

Gruppe 1 zeichnet sich durch hohe negative Werte bei Faktor 1, mittlere negative Werte bei Faktor 2 und geringe positive Werte bei Faktor 3 aus. Gruppe 1 hat also bei Faktor 1, der mit positiver Stimmung, Vorkenntnissen und Interesse verbunden ist hohe negative Werte. Bei Faktor 2, der vor allem mit metakognitiven Lernstrategien und Tiefenstrategien assoziiert ist, hat diese Gruppe ebenfalls negative Werte. Bei Faktor 3, der mit negativer Stimmung, hoher subjektiver Herausforderung und Misserfolgswahrscheinlichkeit verbunden ist, hat Gruppe 1 positive Werte. Die Mitglieder dieser Gruppe zeichnen sich also durch geringe positive und hohe negative Emotionen vor dem Erlernen der Schaltungen aus. Weiterhin sind in dieser Gruppe die allgemeinen und speziellen Vorkenntnisse gering und es werden geringe Nutzungen von metakognitiven Lernstrategien und Tiefenstrategien beim Lernen angegeben.

Im Gegensatz dazu hat Gruppe 2 bei Faktor 1 mittlere positive Werte, bei Faktor 2 geringe positive Werte und bei Faktor 3 sehr geringe negative Werte. Die Mitglieder dieser Gruppe haben also beim Faktor „positive Stimmung durch Interesse und Wissen“ sowie bei Faktor „positive Lernstrategien“ mittlere positive Werte. Der Faktor Versagensangst nimmt bei Gruppe 2 geringe negative Werte an. Die Unterschiede beider Gruppen bezüglich der ersten drei Faktoren sind signifikant. Bei Faktor 4 besteht zwischen beiden Gruppen kein signifikanter Mittelwertsunterschied.

Um die beiden Gruppen bezüglich ihrer Punkt - und Fehlerwerte und der angewandten Lernstrategien vergleichen zu können wurden die Gruppenmittelwerte für die einzelnen Variablen ermittelt. Die beobachteten Oberflächenstrategien waren als Anzahl der Schaltversuche operationalisiert, die beobachteten Tiefenstrategien als Zeit des Informierens nach Beginn der schwierigsten Teilaufgabe, der Wechselschaltung. Die Mittelwertsunterschiede der Gruppen wurden auf Signifikanz mittels eines nichtparametrischen Mittelwertsvergleiches, des Mann-Whitney-U-Testes, analysiert. Tabelle 17 zeigt die Ergebnisse der Mittelwertsvergleiche.

Tabelle 17: Unterschiede beider Faktorgruppen bei Punkt- und Fehlerwerten für das Lernen und bei beobachteten Lernstrategiewerten (N=32).

	Gruppe 1	Gruppe 2	Signifikanz des Mittelwertunterschiedes
Anzahl der Lernhandlungen	321	216	,002
Fehler	32	20	,000
Punkte	11	19	,008
Oberflächenstrategie beobachtet	32	20	,008
Tiefenstrategie beobachtet	46,5	56,5	,755

Anmerkung: Exakte Signifikanz

Gruppe 1 zeichnet sich durch eine hohe Anzahl von Lernhandlungen und eine hohe Fehlerzahl gegenüber Gruppe 2 aus, die Unterschiede der beiden Gruppen sind signifikant. Die Punktzahl von Gruppe 1 ist im Vergleich zur Gruppe 2 gering und Gruppe 1 wendet mehr Oberflächenstrategien an als Gruppe 2. Auch diese beiden Unterschiede sind signifikant. Gruppe 1 verwendet weniger Zeit für Tiefenstrategien als Gruppe 2, dieser Unterschied ist nicht signifikant.

Zusammenfassend kann gesagt werden, dass Hypothese 3.2.5.1, die einen Zusammenhang zwischen der Gruppierung nach Fragebogenvariablen und Lernerfolg vermutete, nicht bestätigt werden kann, da die messtheoretischen Voraussetzungen zum Anwenden der Faktorenanalyse nicht vollständig gegeben waren. Aus den Ergebnissen lassen sich aber deutliche Hinweise ableiten, dass Versuchspersonen die sich in Vorkenntnisvariablen, motivationalen, emotionalen und lernstrategischen Variablen ähneln, ähnliche Punkt- und Fehlerwerte beim Lernen haben.

5.6 Verbesserte Fehlerrückmeldung

Eine Gruppe von Versuchspersonen (16) erlernte die einfachen elektrischen Schaltungen mit einem Kurzschlussmelder, der bei Kurzschluss der Batterie einen durchdringenden Ton ausstrahlte. Da Batterien einen hohen Innenwiderstand haben, entladen sie sich bei Kurzschluss nur langsam, der Kurzschluss ist also für Anfänger

nicht sofort zu bemerken. Dies steht beispielsweise im Gegensatz zum Hausstromnetz, wo sich ein Kurzschluss durch Einschalten der Sicherung sofort bemerkbar macht. Der Kurzschlussmelder sollte die Erkennbarkeit eines Kurzschlusses verbessern.

Um zu untersuchen ob sich diese Intervention auf Lernpunkte und Fehler ausgewirkte, wurde ein nichtparametrischer Mittelwertsvergleich zwischen beiden Gruppen gerechnet, da eine Normalverteilung nur für die Variable Gesamtfehler mit dem Kolmogorov-Smirnov-Test nachgewiesen werden konnte. Der Mann-Whitney-U-Test ergab keine signifikanten Unterschiede zwischen beiden Gruppen von Versuchspersonen. Abbildung 8 zeigt die Mittelwerte der einzelnen Gruppen.

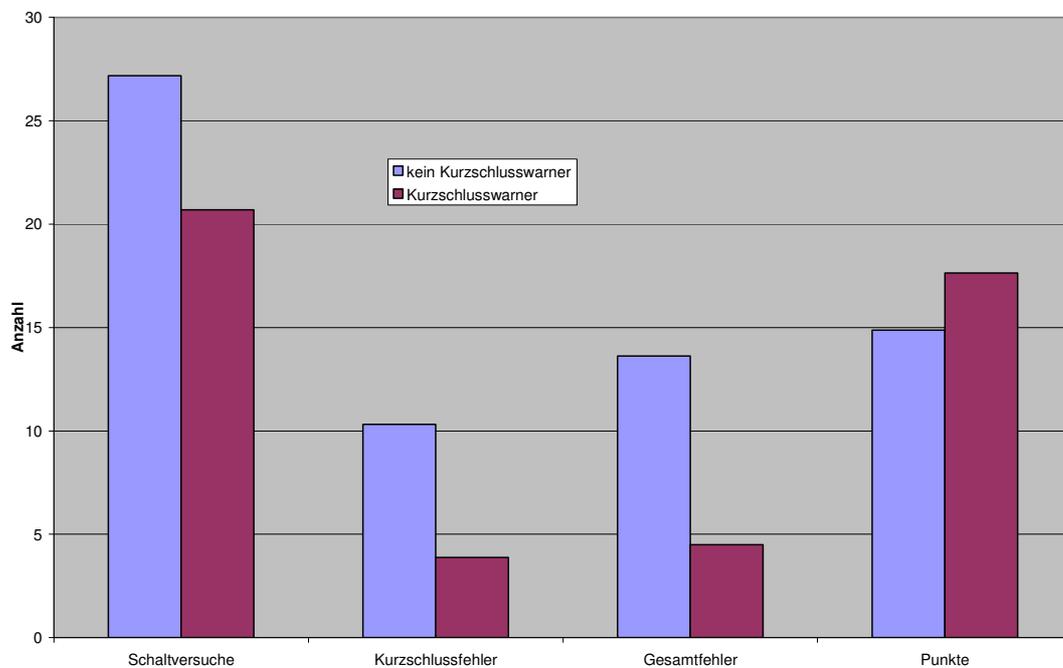


Abbildung 8: Mittelwerte von Lern- und Fehlerwerten beider Interventionsgruppen

Wie Abbildung 8 zeigt, bestehen zwischen beiden Gruppen nur geringe Mittelwertsunterschiede bei der Anzahl der Lernpunkte und der Schaltversuche. Die Richtung der Unterschiede ist hypothesenkonform. Die Mittelwertsunterschiede der Gruppen bei den Variablen Gesamtfehler und Kurzschlussfehler sind in ihrer Richtung hypothesenkonform, d.h. die Gruppe mit Kurzschlussmelder hat die besseren Werte, diese Unterschiede sind jedoch nicht signifikant. Hypothese 3.2.8.1 kann somit nicht

bestätigt werden.

5.7 Informationstheoretische Maße

5.7.1 Shannon-Entropien der Sequenzen

Um zu analysieren, ob die Shannon-Entropien der Lernhandlungssequenzen mit Punkt- und Fehlerwerten beim Lernen korrelieren, wurden für jede Lernsequenz und für jede Testsequenz die Shannon-Entropien berechnet. Da für die Shannon-Entropien der Lern- und Testsequenzen keine Normalverteilung bestätigt werden konnte, wurden die Rangkorrelationskoeffizienten berechnet. Tabelle 19 zeigt die Rangkorrelationskoeffizienten der Entropien der beiden Sequenztypen.

Tabelle 18: Korrelationskoeffizienten (Spearman) der Shannon-Entropiewerte der Sequenzen mit Punkt und Fehlerwerten (N=32)

Variable	Shannon-Entropie	Shannon-Entropie
	Lernsequenz	Testsequenz
Shannon-Entropie Lernsequenz	-	0,363*
Lernfehler	-0,468**	-0,347
Testfehler	-0,495**	-0,499**
Lernpunkte	0,418*	0,379
Testpunkte	0,450**	0,475**
Anzahl Lernhandlungen Lernsequenz	-0,478**	-0,405*
Anzahl Lernhandlungen Testsequenz	-0,179	-0,261
Schaltversuche Lernsequenz	-0,324	-0,315
Schaltversuche Testsequenz	0,415*	-0,224

** Die Korrelation ist auf dem 0,01 Niveau signifikant (zweiseitig).

* Die Korrelation ist auf dem 0,05 Niveau signifikant (zweiseitig).

Wie aus Tabelle 18 ersichtlich ist, korrelieren beide Entropien signifikant aber gering miteinander. Die Entropien der Lernsequenzen korrelieren mit den Fehlerpunkten der Lernsequenzen negativ, gering aber signifikant, die Korrelation mit den Fehlerpunkten

beim Testdurchgang ist gleichgerichtet und sogar minimal höher. Die Punktwerte für die Lernsequenzen korrelieren mit den Entropiewerten positiv, gering aber signifikant. Die Anzahl der Lernhandlungen der Lernsequenz korreliert positiv, gering aber signifikant mit der Shannon-Entropie der Lernsequenz. Interessanterweise existiert auch ein positiver, geringer und signifikanter Zusammenhang zur Entropie der Testsequenz.

Die Entropien der Testsequenzen korrelieren mit den Fehlerwerten gering, negativ aber signifikant und mit den Punktwerten für den Test gering, positiv und signifikant. Die Entropie der Testsequenz korreliert gering, positiv und signifikant mit der Anzahl der Lernhandlungen in der Lernsequenz. Mit der Anzahl der Lernhandlungen in der Testsequenz und mit der Anzahl der Schaltversuche bei Lern- und Testdurchgang gibt es keine signifikanten Korrelationen.

Wie dargestellt wächst die Entropie mit den Punktwerten und sie fällt mit den Fehlerwerten, der Anzahl der Lernhandlungen und den Schaltversuchen. Hypothese 3.2.7.1, in der vermutet wurde, dass bessere Lerner eine geringere Entropie ihrer Lernhandlungssequenzen aufweisen, kann somit nicht bestätigt werden.

5.7.2 Algorithmische Komplexität der Lernsequenzen

Wie bereits beschrieben, lagen die Handlung, das Objekt der Handlung, die Zeit der Handlung und ggf. der Pol des elektrischen Bauelementes, an dem ein Kabel angeschlossen wurde, in den Verlaufsdaten für Lern- und Testdurchgang vor. Um die relative Entropie der Lernhandlungssequenzen (die über die algorithmische Komplexität gemessen wurde) gemäß dem Vorgehen von Benedetto et al. (2002) berechnen zu können, wurde von allen Versuchspersonen für den Lerndurchgang Sequenzen mit Handlungen und Handlungsobjekten erstellt.

Die Berechnung der relativen Entropien über die algorithmische Komplexität erfolgte mit einem vom Autor dieser Arbeit erstellten Computerprogramm gemäß dem im Abschnitt 4.6 geschildertem Vorgehen. Die Ähnlichkeitsmatrix, die das Programm zur Berechnung der relativen Entropie ausgab, wurde in SPSS einer multidimensionalen Skalierung unterzogen (ALSCAL). SPSS berechnete aus der Ähnlichkeitsmatrix eine Abstandsmatrix mit der Methode „City Block“ (nichteuclidische City-Block Metrik

bzw. additive Metrik). Die Distanzen ergeben sich hierbei als Summe der absolut gesetzten Unterschiede auf den einzelnen Dimensionen.

Eine Skalierung mit dieser Methode brachte die beste Anpassung an die vorliegenden Daten. (Stress = 0,14272 RSQ = 0,97650). Die zweidimensionale Lösung ist in Abbildung 9 dargestellt, eine dreidimensionale Lösung brachte nur eine geringe Verbesserung des Stresses (Stress = 0,11528)

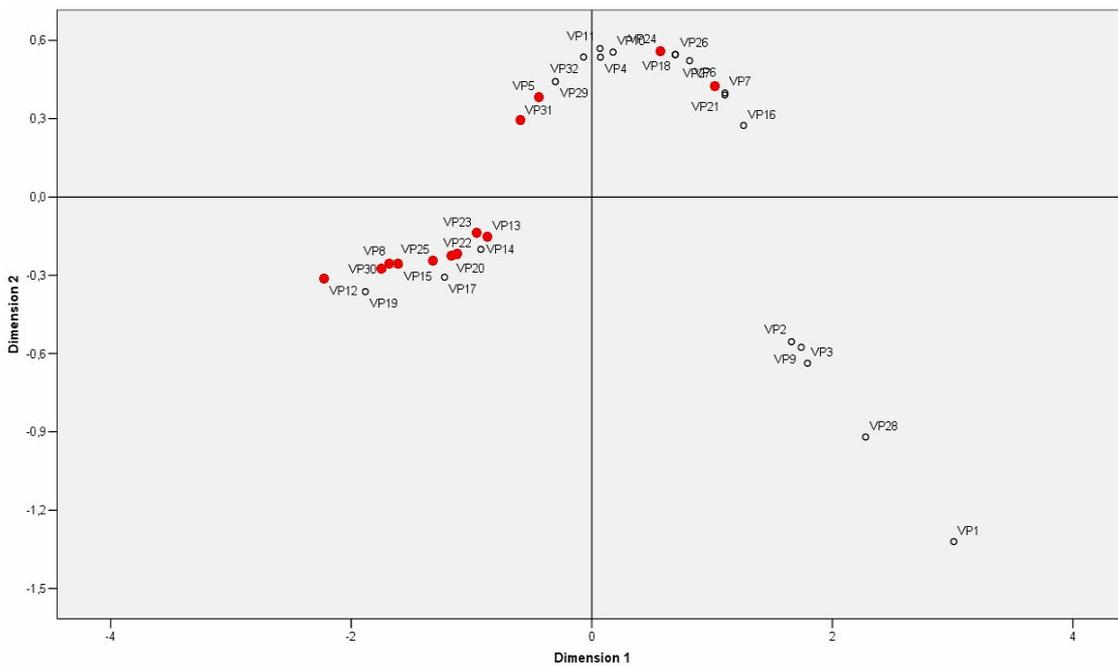


Abbildung 9: Anordnung der Sequenzen des Lerndurchganges nach ihrer relativen Entropie, die über die algorithmische Komplexität bestimmt wurde. Erfolgreiche Lerner sind rot gekennzeichnet. Dimension 1 korreliert sehr hoch mit der Anzahl der Lernhandlungen und Dimension 2 korreliert mittel mit der subjektiven Erfolgswahrscheinlichkeit.

Beim Blick auf die zweidimensionale Skalierungslösung fallen sofort drei Gruppen auf:

- Gruppe 1 (5 Versuchspersonen) im Quadranten rechts unten mit den Versuchspersonen 1,2,3,9,28
- Gruppe 2 (15 Versuchspersonen) in den beiden oberen Quadranten mit den Versuchspersonen 4,5,6,7,10,11,16,18,21,24,26,27,29,31,32
- Gruppe 3 (12 Versuchspersonen) im Quadranten links unten mit den Versuchspersonen 8,12,13,14,15,17,19,20,22,23,25,30.

Eine Clusteranalyse, die mit den Koordinaten für die zweidimensionale Lösung

durchgeführt wurde, bestätigte exakt diese Aufteilung. Bei der Verteilung der Versuchspersonen im zweidimensionalen Raum fällt die große Spannweite der 1. Gruppe auf, mit den Versuchspersonen 1 und 2 am Ende. Die Mitglieder der Gruppe 2 ordnen sich invertiert u-förmig an und die Mitglieder der Gruppe 3 ordnen sich in einer Punktwolke an.

Die Versuchspersonen, die die Wechselschaltung erlernten, sind mit roten Punkten gekennzeichnet. Es fällt auf, dass ein großer Teil von Gruppe 3 die Wechselschaltung erlernte (75%). Von Gruppe 2 erlernten nur 4 Versuchspersonen (26,7 %) die Wechselschaltung und von den Mitgliedern der Gruppe 1 erlernte niemand die Wechselschaltung. Interessant ist, dass auf der x-Achse der Erfolg der Gruppen beim Erlernen der Wechselschaltung mit der Zunahme der x-Werte abnimmt. Demgegenüber scheint bei den y-Werten eine Art optimaler Bereich zu existieren. Gruppe 3 bewegt sich in diesem Bereich, eine Erhöhung der y-Werte führt zu geringeren Lernerfolgen (Gruppe 2) und eine Senkung der Werte führt zu äußerst schlechten Lernerfolgen (Gruppe 1).

Zur Interpretation der beiden Dimensionen der Skalierungslösung wurden die Sequenzen mit den jeweiligen Extremwerten auf der x- und y-Dimension analysiert und die x- und y-Werte der zweidimensionalen Skalierungslösung mit Fragebogenvariablen und VerlaufsvARIABLEN korreliert. Da für x- und y-Dimension mit einem Kolmogorov-Smirnov Test keine Normalverteilung nachgewiesen werden konnte, wurden die Rangkorrelationskoeffizienten berechnet. Die Ergebnisse sind in Tabelle 19 dargestellt.

Tabelle 19: Korrelationskoeffizienten (Spearman) von x- und y- Dimension der zweidimensionalen Skalierungslösung der Lernhandlungssequenzen des Lerndurchganges mit Fragebogenwerten und Verlaufswerten der Lernsequenz (N=32)

Variable	x-Dimension	y- Dimension
Vorkenntnisse		
MPT	- 0,524**	,083
Positive Emotionen		
PANAS	- 0,375*	-,185
Schaltversuche	0,883**	,121
Anzahl der Lernhandlungen	0,923**	,136
Fehler	0,726**	-,113
Punkte Lerndurchgang	-0,593**	,025
Gesamtpunkte	-0,556**	,045
Erfolgswahrscheinlichkeit	,118	-,423*

*. Die Korrelation ist auf dem 0,05 Niveau zweiseitig signifikant

**.. Die Korrelation ist auf dem 0,01 Niveau zweiseitig signifikant

Die x-Dimension der Skalierungslösung korreliert mit der Anzahl der Lernhandlungen mit 0,923 und ist auf dem 0,01 Niveau zweiseitig signifikant (Spearman Rho). Die Anzahl der Lernhandlungen erklärt damit 85 % der Varianz der x-Dimension der Skalierungslösung. Wie aus der Tabelle ersichtlich ist, korreliert die x-Dimension positiv, hoch und signifikant mit Variablen, die direkt oder indirekt mit der Länge der Sequenz zusammenhängen, dies wären die Anzahl der Lernhandlungen und die Anzahl der Schaltversuche. Weiterhin korreliert die x-Dimension hoch, positiv und signifikant mit der Anzahl der Fehler beim Bearbeiten der Lernaufgabe. Eine mittlere, negative, signifikante Korrelation liegt bei den Punktwerten für das Lernen vor. Die Gesamtpunktzahl bezieht sich auf die Punkte bei Lern- und Testdurchgang. Die Punktwerte des Vorkenntnisfragebogens MPT korrelieren mittel, negativ und signifikant mit der x-Dimension und die Punktwerte der positiven Emotionen korrelieren gering, negativ und signifikant mit der x-Dimension. Wie ersichtlich ist, korreliert die y-Dimension der Skalierungslösung nur mit der Variablen Erfolgswahrscheinlichkeit des Motivationsfragebogens.

Um zu analysieren, ob die Gruppenzugehörigkeit, die sich durch die Anordnung nach der algorithmischen Komplexität ergab, einen Einfluss auf Punkt und Fehlerwerte beim Erlernen der elektrischen Schaltungen im Lerndurchgang hat, wurde ein Kruskal-Wallis Test mit dem Faktor Gruppe gerechnet. Dieser Test ist nonparametrisch, er stellt keine

speziellen Anforderungen an die Verteilungsart der Daten.

Tabelle 20: Mittelwerte der drei Entropiegruppen bei Punkt- und Fehlerwerten (N=32)

	Gruppe (Anzahl)	Mittelwert	Signifikanz
Fehler	1 (5)	24,8	,000
	2 (15)	3,4	
	3 (12)	0,4	
Punkte	1 (5)	5	,002
	2 (15)	9,3	
	3 (12)	12,5	
Anzahl der Lernhandlungen	1 (5)	277,4	,000
	2 (15)	191,3	
	3 (12)	81,9	
Schaltversuche	1 (5)	31	,000
	2 (15)	18,6	
	3 (12)	5,8	

Anmerkung: Asymptotische Signifikanz

Wie Tabelle 20 zeigt, besteht ein Einfluss des Faktors Gruppenzugehörigkeit auf die Mittelwerte bei Punkt und Fehlerwerten des Lernens. Gruppe 1 zeichnet sich durch die höchste Fehleranzahl aller Gruppen aus. Außerdem ist ersichtlich, dass diese Gruppe auch die größte Anzahl der Lernhandlungen und der Schaltversuche und die geringste Punktzahl aller Gruppen. Diese Gruppe stellt also in Bezug auf das Erlernen der Schaltungen eine ausgesprochen schlechte Gruppe dar. Gruppe 3 dagegen hat die höchsten Werte bei der Punktzahl für das Lernen, die geringste Anzahl an Fehlern, Schaltversuchen und Lernhandlungen aller Gruppen. Sie stellt die beste Lerngruppe dar. 12 Gruppenmitglieder haben insgesamt 5 Fehler gemacht und im Durchschnitt 12,5 Punkte von 14 erreicht.

Die Mittelwertsunterschiede beider Gruppen bei den dargestellten Variablen wurden mit einem nichtparametrischen Mittelwertsvergleich, dem Mann-Whitney-Test auf Signifikanz getestet. Die Mittelwertsunterschiede bei allen Variablen erreichten Signifikanz. Die Signifikanzen der Mittelwertsunterschiede der drei Gruppen sind in Tabelle 21 dargestellt, sie wurden jeweils mit einem Mann-Whitney-Test berechnet.

Tabelle 21: Signifikanzen der Mittelwertsunterschiede der drei Gruppen

Variable	Gruppe Mittelwert	Gruppe Mittelwert	Signifikanz des Mittelwertsunterschiedes
Fehler	1 (24,8)	2(3,4)	0,000
Fehler	1(24,8)	3(0,4)	0,000
Fehler	2(3,4)	3(0,4)	0,02
Punkte	1(5)	2(9,3)	0,033
Punkte	1(5)	3(12,5)	0,001
Punkte	2(9,3)	3(12,5)	0,032
Anzahl der Lernhandlungen	1(277,4)	2(191,3)	0,002
Anzahl der Lernhandlungen	1(277,4)	3(81,9)	0,000
Anzahl der Lernhandlungen	2(191,3)	3(81,9)	0,000
Schaltversuche	1(31)	2(18,6)	0,025
Schaltversuche	1(31)	3(5,8)	0,000
Schaltversuche	2(18,6)	3(5,8)	0,000

Anmerkung: Asymptotische Signifikanz

Wie Tabelle 21 zeigt sind die Mittelwertsunterschiede zwischen allen Gruppen bei allen Variablen signifikant. Hypothese 3.2.7.2 in der vermutet wurde, dass sich Ähnlichkeiten in der algorithmischen Komplexität auch in Ähnlichkeiten bei Punkt- und Fehlerwerten des Lernens niederschlagen, kann für die Lernsequenzen bestätigt werden.

5.7.3 Algorithmische Komplexität der Testsequenzen

Um die Lernhandlungssequenzen des Testdurchganges bezüglich ihrer relativen Entropie, die über die algorithmische Komplexität gemessen wurde, vergleichen zu können, wurden diese ebenfalls mit dem bereits erwähnten Programm analysiert. Die Ähnlichkeitsmatrix die das Programm ausgab, wurde in SPSS einer multidimensionalen Skalierung unterzogen (additive bzw. City-Block-Metrik). Bei einer derartigen

Skalierung ergeben sich die Distanzen als Summe der absolut gesetzten Unterschiede auf den einzelnen Dimensionen. Eine zweidimensionale Skalierung mit dieser Methode brachte folgende Anpassung: Stress = 0,16428; RSQ = 0,95961. Ein Skalierung im dreidimensionalen Raum brachte nur eine geringe Verbesserung des Stresses: Stress = 0,13. Die zweidimensionale Lösung ist in Abbildung 10 dargestellt.

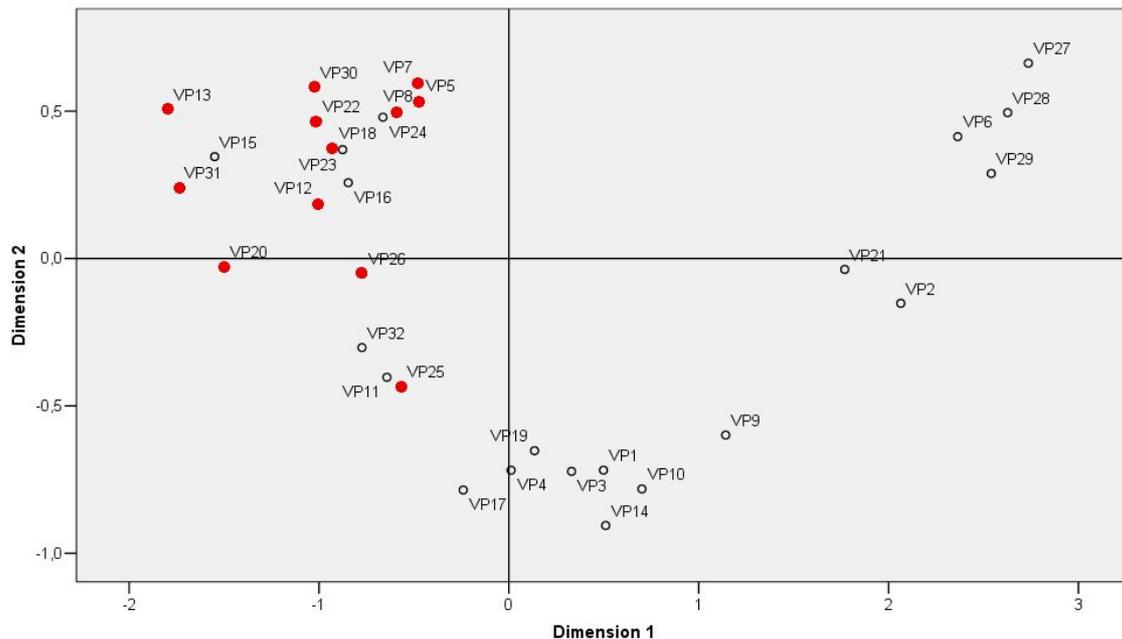


Abbildung 10: Anordnung der Sequenzen des Testdurchganges nach ihrer relativen Entropie, die über die algorithmische Komplexität gemessen wurde. Erfolgreiche Lerner sind rot gekennzeichnet. Dimension 1 korreliert hoch mit der Anzahl der Lernhandlungen und Dimension 2 korreliert mittel mit der Testpunktzahl.

Die Versuchspersonen, die im Test erfolgreich abschnitten, d.h. die Personen die Parallel- und Wechselschaltung erfolgreich konstruierten, wurden mit roten Punkten gekennzeichnet. Es fällt auf, dass sich diese Personen in einer Gruppe im ersten Quadranten konzentrieren.

Die Anordnung der Sequenzen im Quadranten links oben erscheint relativ gleichmäßig verteilt. Wie bei der Analyse des Lerndurchganges lassen sich auch in dieser Skalierungslösung drei Gruppen feststellen: die bereits erwähnte Gruppe der erfolgreichen Versuchspersonen im Quadranten links oben, eine Gruppe im Quadranten rechts oben und eine Gruppe in den unteren Quadranten.

Die x-Dimension der zweidimensionalen Skalierungslösung korreliert mit 0,719 mit der Anzahl der Lernhandlungen (Spearman's rho). Diese Korrelation ist auf dem 0,01

Niveau zweiseitig signifikant, die Anzahl der Lernhandlungen beim Testdurchgang erklärt somit 50% der Varianz der x-Dimension der zweidimensionalen Skalierungslösung. Tabelle 22 zeigt die Korrelationswerte weiterer Fragebogen- und Verlaufswerte.

Tabelle 22: Korrelationskoeffizienten (Spearman) von x- und y- Dimension der zweidimensionalen Skalierungslösung der Lernsequenzen des Testdurchganges mit Fragebogenwerten und Verlaufswerten der Testsequenz (N=32)

Variable	x-Dimension	y- Dimension
Positive Emotionen		
PANAS	- 0,414*	,071
Schaltversuche	0,714**	-0,184
Anzahl der Lernhandlungen	0,719**	-0,219
Fehler	0,454**	-0,299
Punkte Testdurchgang	- 0,664**	0,577**

** Die Korrelation ist auf dem 0,01 Niveau signifikant (zweiseitig).

Wie aus Tabelle 22 ersichtlich ist, korreliert die x-Dimension der Skalierungslösung positiv, hoch und signifikant mit der Anzahl der Schaltversuche und der Anzahl der Lernhandlungen. Die Korrelation mit der Anzahl der Fehler beim Testdurchgang ist gering. Die x-Dimension korreliert negativ, mittel und signifikant mit der Anzahl der Punkte beim Testdurchgang. Interessanterweise korreliert die y-Dimension positiv mit der Anzahl der Punkte im Testdurchgang. Weitere signifikante Korrelationen für die y-Dimension mit anderen Variablen liegen nicht vor.

Eine Clusteranalyse mit den x- und y-Werten der zweidimensionalen Skalierungslösung ergibt folgende Gruppenmitgliedschaften: Gruppe 1 hat die Versuchspersonen 21,29,6,28,27 als Mitglieder. Von dieser Gruppe schaffte keiner die volle Punktzahl bei der Testaufgabe. Gruppe 2 hat die Versuchspersonen 1,3,4,9,10,11,14,17,19,25,32 als Mitglieder. Von dieser Gruppe erreichte eine Versuchsperson, also 9% die volle Punktzahl. Gruppe 3 hat die Versuchspersonen 5,6,7,8,12,13,15,16,18,20,22,23,24,26,30,31 als Mitglieder. Von dieser Gruppe erreichten 11 Personen, 69 % die volle Punktzahl beim Testdurchgang.

Um zu analysieren, ob die Gruppenzugehörigkeit, die sich durch Anordnung nach der algorithmischen Komplexität ergab, einen Einfluss auf Punkt und Fehlerwerte beim Erlernen der elektrischen Schaltungen im Testdurchgang hat, wurde ein Kruskal-Wallis

Test mit dem Faktor Gruppe gerechnet. Dieser Test ist nonparametrisch, er stellt keine speziellen Anforderungen an die Verteilungsart der Daten. Tabelle 23 zeigt die Ergebnisse.

Tabelle 23: Gruppenmittelwerte für Punkt- und Fehlerwerte des Testdurchganges (N=32).

	Gruppe (Anzahl)	Mittelwert	Signifikanz
Fehler	1 (5)	6,2	,042
	2 (11)	6,3	
	3 (16)	0,6	
Punkte	1 (5)	2,8	,000
	2 (11)	4,4	
	3 (16)	9	
Anzahl der Lernhandlungen	1 (5)	148,8	,001
	2 (11)	102,3	
	3 (16)	58,6	
Schaltversuche	1 (5)	15	,002
	2 (11)	10,3	
	3 (16)	4,6	

Anmerkung: Asymptotische Signifikanz

Der Faktor Gruppenzugehörigkeit hat bei den Variablen Fehler, Punkte, Anzahl der Lernhandlungen und Schaltversuche offensichtlich einen Einfluss auf die Variablenwerte. So ist zu erkennen, dass sich Gruppe 3 deutlich von den beiden anderen Gruppen in Bezug auf alle Werte unterscheidet. Diese Gruppe ist die beste Gruppe im Testdurchgang. Zur genauen Analyse der Mittelwertsunterschiede, d.h. zur Klärung der Signifikanz der Unterschiede zwischen den einzelnen Gruppen, wurden nichtparametrische Mittelwertsvergleiche nach Mann-Whitney gerechnet. Die Ergebnisse sind in Tabelle 24 dargestellt.

Tabelle 24: Analyse von Mittelwertsunterschieden zwischen den Entropiegruppen des Testdurchganges (N=32)

	Gruppe Mittelwert	Gruppe Mittelwert	Signifikanz des Mittelwertsunterschiedes
Fehler	1(6,2)	2(6,3)	,221
Fehler	1(6,2)	3(0,6)	,015
Fehler	2(6,3)	3(0,6)	,394
Punkte	1(2,8)	2(4,4)	,510
Punkte	1(2,8)	3(9)	,000
Punkte	2(4,4)	3(9)	,000
Anzahl der Lernhandlungen	1(148,8)	2(102,3)	,052
Anzahl der Lernhandlungen	1(148,8)	3(58,6)	,001
Anzahl der Lernhandlungen	2(102,3)	3(58,6)	,017
Schaltversuche	1(15)	2(10,3)	,069
Schaltversuche	1(15)	3(4,6)	,000
Schaltversuche	2(10,3)	3()	,008

Anmerkung: Asymptotische Signifikanz

Hypothese 3.2.7.2, in der vermutet wurde, dass ähnliche algorithmische Komplexität auch Ähnlichkeit bei Lernerfolgsmaßen wie Punktzahl und Fehleranzahl bedeutet, kann auch für die Testsequenzen bestätigt werden.

5.7.4 Vergleich der algorithmischen Komplexität von Lern- und Testsequenzen

Um die Lern- und Testsequenzen bezüglich ihrer algorithmischen Komplexität vergleichen zu können, wurde ein Pool von 64 Sequenzen gebildet. Dieser Pool enthielt 32 Lernsequenzen und 32 Testsequenzen. Diese 64 Sequenzen wurden mit dem Programm zur Analyse der relativen Entropie eingelesen, die ausgegebene Ähnlichkeitsmatrix wurde in SPSS einer multidimensionalen Skalierung mit der Methode City-Block unterzogen. Die 4096 Ähnlichkeiten zwischen den Elementen konnten mit einer zweidimensionalen Lösung gut angepasst werden (Stress = 0,11; RSQ

= 0,985).

Die zweidimensionale Lösung ist in Abbildung 11 und Abbildung 12 dargestellt. Die Lernsequenzen sind von 1-32 durchnummeriert, die Testsequenzen von 33-64. Von Versuchsperson 1 ist also die Sequenz 1 die Lernsequenz und Sequenz 33 die Testsequenz.

Abbildung 11 stellt die zweidimensionale Skalierungslösung aller 64 Sequenzen dar. Für die Gruppe der erfolgreichen Versuchspersonen, d.h. die Gruppe mit der höchsten erreichbaren Punktzahl, wurden die Abstände von Lern- zu Testdurchgang mit Geraden gekennzeichnet. Die Gruppe besteht aus 11 Versuchspersonen. Die Testsequenzen dieser Gruppe sind mit roten Punkten gekennzeichnet. Die roten Punkte stellen also den letzten Durchgang dar. Der erste Durchgang, der Lerndurchgang findet sich am anderen Ende der jeweiligen Linie.

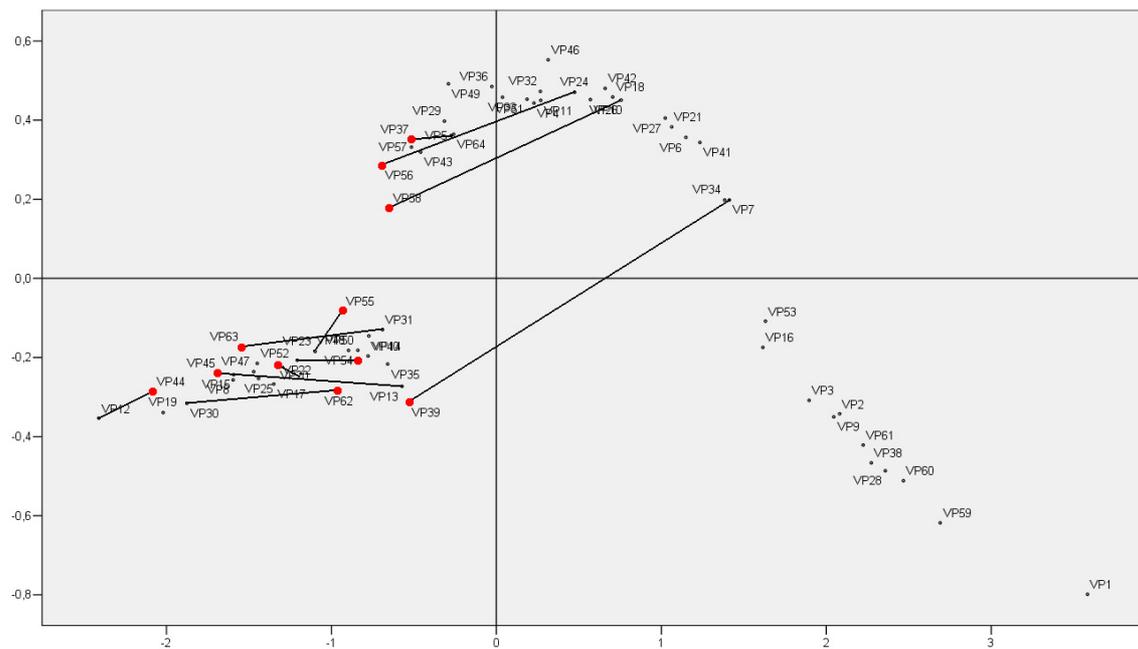


Abbildung 11: Zweidimensionale Anordnung von Lern- und Testsequenzen nach ihrer algorithmischen Komplexität. Die Testsequenzen der erfolgreichen Versuchspersonen sind mit roten Punkten gekennzeichnet, die entsprechenden Lernsequenzen finden sich am anderen Ende der Linie

Bei der Betrachtung der zweidimensionalen Lösung fällt auf, dass sich ein großer Teil der 11 betrachteten Lern- und Testsequenzen im linken unteren Quadranten befindet. 8 der 11 markierten Sequenzen befinden sich dort. Die Richtung des Überganges von Lern- zu Testsequenz in diesem Quadranten ist uneindeutig und der Abstand zwischen

Lern- und Testsequenz erscheint relativ gering. Bei den restlichen 3 Sequenzen ist die Richtung des Überganges von Lern- zu Testsequenz deutlich und der Abstand erscheint relativ groß. Alle Sequenzen ordnen sich auch hier wieder in drei Gruppen an.

Für die Gruppe der schlechtesten Versuchspersonen wurden in der zweidimensionalen Skalierungslösung ebenfalls die Testsequenzen mit roten Punkten markiert und mit den entsprechenden Lernsequenzen durch eine Linie verbunden. Diese Gruppe umfasst 9 Versuchspersonen, die höchste Punktzahl im Testdurchgang der Gruppe beträgt 5, die niedrigste 0. Im Testdurchgang waren maximal 10 Punkte möglich. Abbildung 12 zeigt die Ergebnisse.

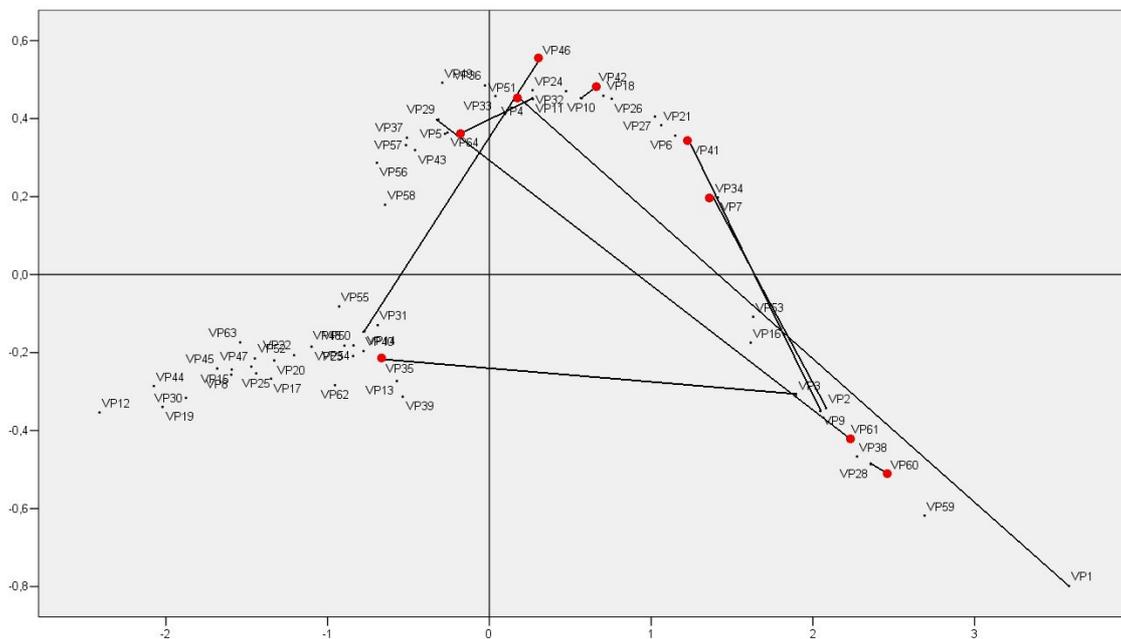


Abbildung 12: Zweidimensionale Anordnung von Lern- und Testsequenzen nach ihrer algorithmischen Komplexität. Die Testsequenzen der schlechtesten Versuchspersonen sind mit roten Punkten gekennzeichnet, die entsprechenden Lernsequenzen finden sich am anderen Ende der Linie

Von den 9 Testsequenzen liegt eine im linken unteren Quadranten, in den beiden oberen Quadranten befinden sich 6 Testsequenzen und im rechten unteren Quadranten befinden sich zwei Sequenzen. Die Entfernungen zwischen den jeweiligen Test- und Lernsequenzen, die als Unähnlichkeiten zwischen den Sequenzen interpretiert werden können, erscheinen größer als bei der Gruppe der erfolgreichen Versuchspersonen.

Um zu analysieren ob sich die Entfernungen von guter und schlechter Lerngruppe statistisch signifikant unterscheiden, wurden die Abstände, d.h. die Längen der Linien in

den Abbildungen, von Lern- und Testsequenzen berechnet. Ein Vergleich der Gruppenmittelwerte der Abstände mit dem nichtparametrischen Mann-Whitney Test brachte folgendes Ergebnis: Die gute Lerngruppe hat einen Abstand im Sinne relativer Entropie von 1,44, die schlechte Lerngruppe von 0,8. Dieser Mittelwertsunterschied ist nicht signifikant.

Zur Berechnung von Zusammenhängen zwischen den Entfernungen der Sequenzen und Lernerfolgs- und Fehlermaßen wurden die Spearman-Korrelationskoeffizienten berechnet. Tabelle 25 stellt die Ergebnisse dar.

Tabelle 25: Korrelationskoeffizienten der Entfernungen zwischen Lern- und Testsequenzen und Lernerfolgs- und Fehlermaßen (N=32)

	Punkte	Fehler	Anzahl der Lernhandlungen	Schaltversuche
Entfernung der Sequenzen	-,200	,126	,259	,435*

* Die Korrelation ist auf dem 0,05 Niveau signifikant (zweiseitig).

Wie Tabelle 25 zeigt, besteht zwischen der Sequenzentfernung und der Anzahl der Schaltversuche ein geringer, signifikanter, positiver Zusammenhang. Die Zusammenhänge zwischen Entfernung und der Punktzahl, der Anzahl der Lernhandlungen und der Fehleranzahl sind in ihrer Richtung hypothesenkonform. Sie sind aber wegen ihrer geringen Stärke nicht interpretierbar. Hypothese 3.2.7.3, in der ein negativer Zusammenhang zwischen der Entfernung der Sequenzen und der Punktzahl, bzw. ein positiver Zusammenhang der Entfernung zu Fehlermaßen angenommen wurde, kann nur für die Variable Schaltversuche bestätigt werden.

5.8 Graphentheoretische Maße

5.8.1 Dichte und soziometrischer Status der Lernhandlungsnetze

Wie in Abschnitt 2.1 dargestellt, lassen sich aus den Abfolgen von Lernhandlungen, den Lernhandlungssequenzen, mit graphentheoretischen Mitteln Lernhandlungsnetze erstellen. Um zu analysieren, ob die Dichte eines Lernhandlungsnetzes mit Lernerfolgs- und Fehlermaßen zusammenhängt, wurden für alle Lernhandlungssequenzen des Lerndurchganges die gewichteten Dichten mit dem Programm Agna errechnet. Diese

Werte wurden mit Lernerfolgs- und Fehlermaßen korreliert. Da nicht für alle Variablen eine Normalverteilung mit dem Kolmogorov-Smirnov-Test nachgewiesen werden konnte, wurde der Rangkorrelationskoeffizient nach Spearman berechnet. Tabelle 26 zeigt die Ergebnisse.

Tabelle 26: Korrelationskoeffizienten (Spearman) der gewichteten Dichte mit Lernerfolgs- und Fehlermaßen (N=32)

	Punkte	Fehler	Schaltversuche	Anzahl Lernhandlungen
Gewichtete Dichte des Lernhandlungsnetzes	-,615**	,732**	,845**	,960**

** Die Korrelation ist auf dem 0,01 Niveau signifikant (zweiseitig).

Wie aus Tabelle 26 ersichtlich besteht zwischen der Dichte der Lernhandlungsnetze, die das Verhältnis aller ein und ausgehenden Kanten eines Knotens zur Gesamtknotenzahl darstellt und der erreichten Anzahl der Punkte, eine mittlere, negative, signifikante Korrelation. Zwischen der Dichte und der Fehleranzahl bzw. der Anzahl der Schaltversuche bestehen hohe positive Korrelationen, die Signifikanz erreichen. Der Korrelationskoeffizient zwischen der Dichte und der Anzahl der Lernhandlungen ist positiv, sehr hoch und signifikant. Hypothese 3.2.8.1, in der ein negativer Zusammenhang der Dichte mit Lernerfolgsmaßen und ein positiver Zusammenhang mit Fehlermaßen vermutet wurden, kann bestätigt werden.

Zur Analyse von Zusammenhängen zwischen dem soziometrischen Status von Knoten und den Lernerfolgsmaßen wurde für alle Knoten der Lernhandlungsnetze aller 32 Versuchspersonen das Maß soziometrischer Status berechnet. Dazu wurden alle Lernsequenzen des Lerndurchganges mit dem Netzwerkanalyseprogramm Agna analysiert.

Die mit dem Programm eingelesenen Lernhandlungssequenzen enthielten Lernhandlungen und Objekte der Lernhandlungen. Die Knoten in den entsprechenden Lernhandlungsnetzen stellten demzufolge Lernhandlungen oder Objekte der Lernhandlungen dar. Da nicht alle Versuchspersonen alle möglichen Lernhandlungen durchführten bzw. auch nicht alle möglichen Objekte nutzen, musste die Anzahl der in die Analyse einbezogenen Knoten eingeschränkt werden. Dies war erforderlich um die

Stichprobengröße nicht zu stark zu reduzieren. Zwei Versuchspersonen wurden aus der Analyse ausgeschlossen, da sie sich nicht im Informationsblatt informierten und demzufolge der soziometrische Status des Knotens Informationsblatt nicht berechnet werden konnte.

In die Analyse wurden die fünf Knoten „verbinden“, „Verbindung löschen“, „schalten“, „Aufgabenblatt“ und „Infoblatt“ mit einbezogen. Sämtliche Bauelemente und die Lernhandlung „nachvollziehen“ wurden in die Analyse nicht mit einbezogen, da sonst eine erhebliche Anzahl von Missingwerten die Größe der Stichprobe eingeschränkt hätte (viele Versuchspersonen nutzen entweder Lampe 1 oder 2 bzw. den einfachen Schalter 1 oder 2 usw.).

Für die oben erwähnten 5 ausgewählten Knoten wurde jeweils der soziometrische Status berechnet. Anschließend wurden die Daten der verbliebenen 30 Versuchspersonen einer Clusteranalyse unterzogen (Two Step Clusteranalyse). Es ergaben sich zwei Gruppen, eine mit 9 Personen und eine mit 21 Personen. Tabelle 27 stellt die Mittelwerte der Knoten der beiden Gruppen dar. Die Mittelwertsunterschiede wurden mit dem nichtparametrischen Mann-Whitney-Test auf Signifikanz getestet.

Tabelle 27: Mittelwerte des soziometrischen Status von 5 verschiedenen Knoten (N=32)

	Gruppe	Mittelwert	Signifikanz
		Soziometrischer Status	
verbinden	1 (9 Personen)	8,9	0,000
	2 (21 Personen)	4,2	
schalten	1 (9 Personen)	5,8	0,000
	2 (21 Personen)	2,2	
Verbindung löschen	1 (9 Personen)	7,3	0,000
	2 (21 Personen)	3,2	
Informieren Infoblatt	1 (9 Personen)	0,4	0,07
	2 (21 Personen)	0,8	
Informieren Aufgabenblatt	1 (9 Personen)	1,4	0,07
	2 (21 Personen)	0,9	

Wie Tabelle 27 zeigt unterscheiden sich beide Gruppen vor allem bezüglich des soziometrischen Status der Handlungen „verbinden“, „schalten“ und „Verbindung löschen“. Die Mittelwertsunterschiede bei diesen Variablen sind signifikant. Die

Mittelwertsunterschiede der Gruppen bei den beiden Informationshandlungen verfehlen knapp die Signifikanzgrenze.

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass sich eine Gruppe durch eine Kombination von vergleichsweise hohen Werten des soziometrischen Status der Handlungen „verbinden“, „schalten“ „Verbindung löschen“ und „Informieren Aufgabenblatt“ auszeichnet und durch geringe Werte der Handlung „Informieren Infoblatt“. Diese Gruppe besteht aus 9 Personen. Für die andere Gruppe gilt das Gegenteil bezüglich der Werte der Variablen, sie besteht aus 21 Personen.

Um zu analysieren ob beide Gruppen, die sich im soziometrischen Status verschiedener Punkte unterscheiden, auch bezüglich ihrer Punkt- und Fehlermaße für das Lernen unterscheiden, wurden die Mittelwerte beider Gruppen mit dem Mann-Whitney Test verglichen. Dieser Test setzt keine normalverteilten Daten voraus. Die Ergebnisse des Mittelwertsvergleiches sind in Tabelle 28 dargestellt.

Tabelle 28: Mittelwerte von Punkt- und Fehlerwerten der nach soziometrischen Status gruppierten Versuchspersonen (N=30)

	Gruppe	Mittelwert	Signifikanz Des Mittelwertsunterschiedes
Punkte	1 (9 Personen)	7	0,019
	2 (21 Personen)	10,8	
Fehler	1 (9 Personen)	14,7	0,05
	2 (21 Personen)	2,2	
Schaltversuche	1 (9 Personen)	26,8	0,000
	2 (21 Personen)	11,5	
Anzahl	1 (9 Personen)	258,6	0,000
Lernhandlungen	2 (21 Personen)	126,8	

Anmerkung: Exakte Signifikanz

Wie Tabelle 28 zeigt, ist Gruppe 1 eine schlechtere Lerngruppe als Gruppe 2. Sie erreicht weniger Punkte, macht mehr Fehler beim Konstruieren der Schaltung, probiert mehr unterschiedliche Schaltungen durch und hat eine größere Anzahl von Lernhandlungen. Alle Mittelwertsunterschiede sind signifikant. Hypothese 3.2.8.2, in der vermutet wurde, dass sich Ähnlichkeiten von Lernhandlungsnetzen bezüglich des soziometrischen Status der Knoten in Ähnlichkeiten bei Lernerfolgs- und Fehlermaßen

niederschlagen, kann bestätigt werden.

5.8.2 Graphentheoretische Analyse von Einzelfällen

Zur Analyse von Einzelfällen mit graphentheoretischen Werkzeugen wurden 4 Versuchspersonen ausgewählt. Von den Versuchspersonen, die die Lernaufgabe komplett gelöst hatten, wurden die Personen mit der längsten Lernhandlungssequenz (VP 24) bzw. mit der kürzesten Lernhandlungssequenz (VP 12) ausgesucht. Ebenso wurde bei den Versuchspersonen verfahren, die die Lernaufgabe nicht gelöst hatten. Hier wurden ebenfalls zwei Personen, die mit der längsten (VP9) und die mit der kürzesten (VP17) Lernhandlungssequenz ausgesucht.

Für jede ausgewählte Versuchsperson wurden zwei Graphen erstellt, einer mit Lernhandlungen und Handlungsobjekten und einer nur mit den Lernhandlungen. Die Punkte in den Graphen stellen die Knoten dar, sind also Lernhandlungen bzw. Objekte der Lernhandlungen. Die Linien in den Graphen sind die Kanten, die Zahlen die Kantenwerte. Die Farben der Kanten variieren von schwarz (für hohe Kantenwerte) bis schwach grau (für niedrige Kantenwerte). Die Farbaufteilung bezieht auf die im Graphen vorliegenden Kantenwerte. Sie ist relativ und nicht absolut, d.h. ein bestimmter Kantenwert kann durchaus in einem Graphen grau und in einem anderen Graphen schwarz sein, da kein absoluter Bezug existiert. Eine derartige Einfärbung hat den Vorteil, dass auf Anhieb häufige Wege innerhalb des Graphen erkannt werden können.

Einzelfall Versuchsperson 12

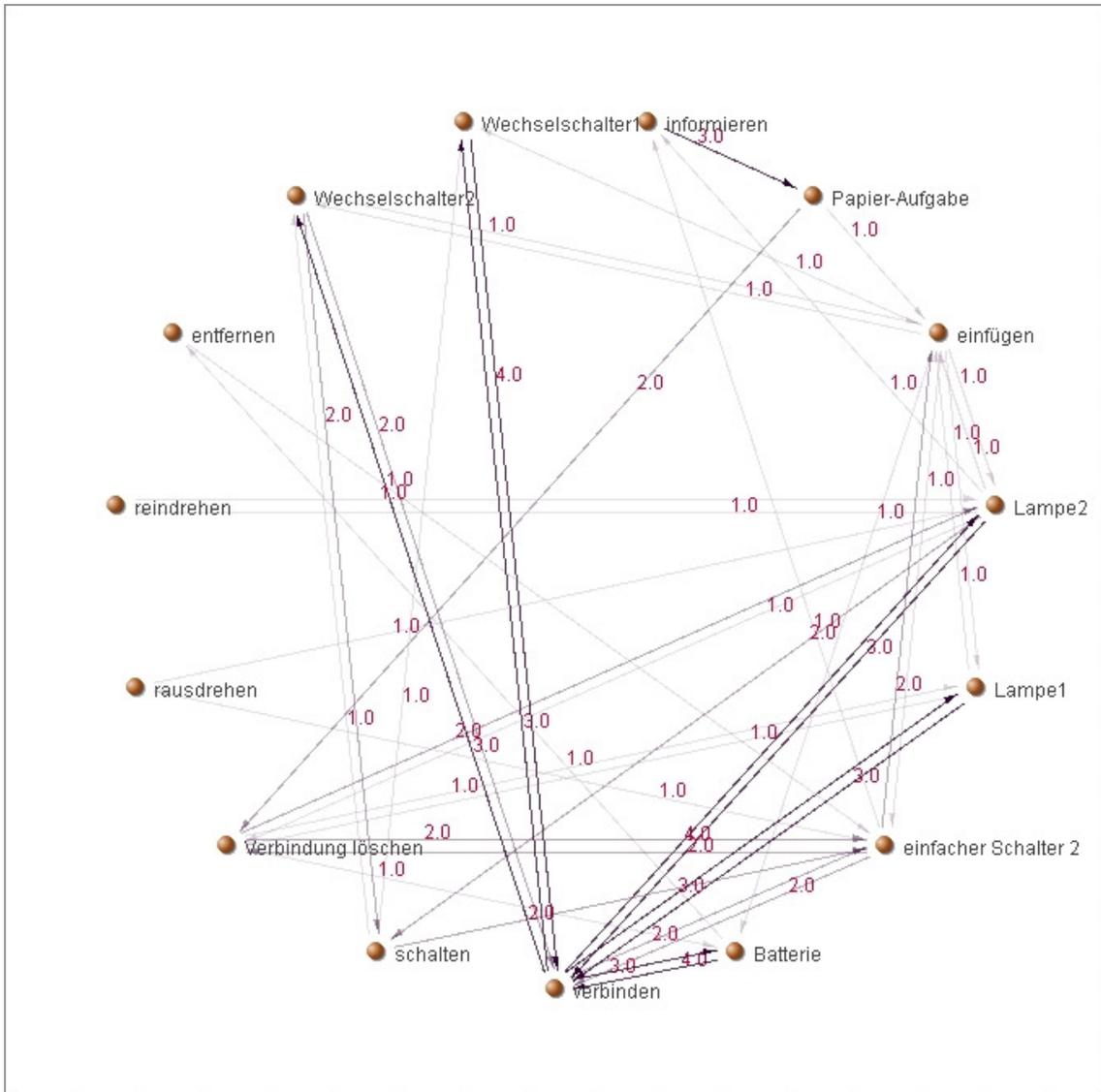


Abbildung 13: Graph von Versuchsperson 12 mit Lernhandlungen und Objekten, der Graph stellt die bei der Lernaufgabe prinzipiell kürzestmögliche Zugzahl dar.

Diese Versuchsperson konnte alle Aufgaben von Anfang an, sie brauchte nichts zu lernen. Das Lernhandlungsnetz dieser Versuchsperson ist im Vergleich zu den Netzen auf den folgenden Seiten relativ dünn, was sich sowohl bildlich, als auch numerisch erschließt. Das Netz hat wenige Verbindungen zwischen den Knoten, die Kantenwerte sind gering, die gewichtete Dichte beträgt 0,38 und der Durchmesser des Netzes ist 4. An den Kantenwerten ist beispielsweise sichtbar, dass sich die Versuchsperson dreimal bei der Aufgabenstellung informiert hat. Der Knoten „Papier-Infoblatt“ ist nicht vorhanden, d.h. die Versuchsperson hat das Informationsblatt nicht benutzt. Nach dem

Informieren am Aufgabenblatt wurde einmal mit dem Einfügen von Bauelementen begonnen und zweimal mit dem Löschen von Verbindungen. Der Knoten „Lampe 2“ hat von den Objekten beim Maß Betweenness - Zentralität den größten Wert aller Knoten im Graph (55,4). Dies erschließt sich auch bildlich, dieser Knoten hat viele ein- und ausgehenden Kanten. Bei den Lernhandlungen hat „einfügen“ mit 36,7 den höchsten Wert der Betweenness Zentralität. Den höchsten soziometrischen Status hat die Aktion „verbinden“ mit 2,6. Den höchsten soziometrischen Status eines Objektes hat „Lampe 2“ mit 1,3.

Das unten dargestellte Lernhandlungsnetz ohne Objekte fällt durch eine sehr geringe Dichte auf, es zeichnet eine ideale Aufgabenlösung nach. Alle Kantenwerte haben den minimal möglichen Wert.

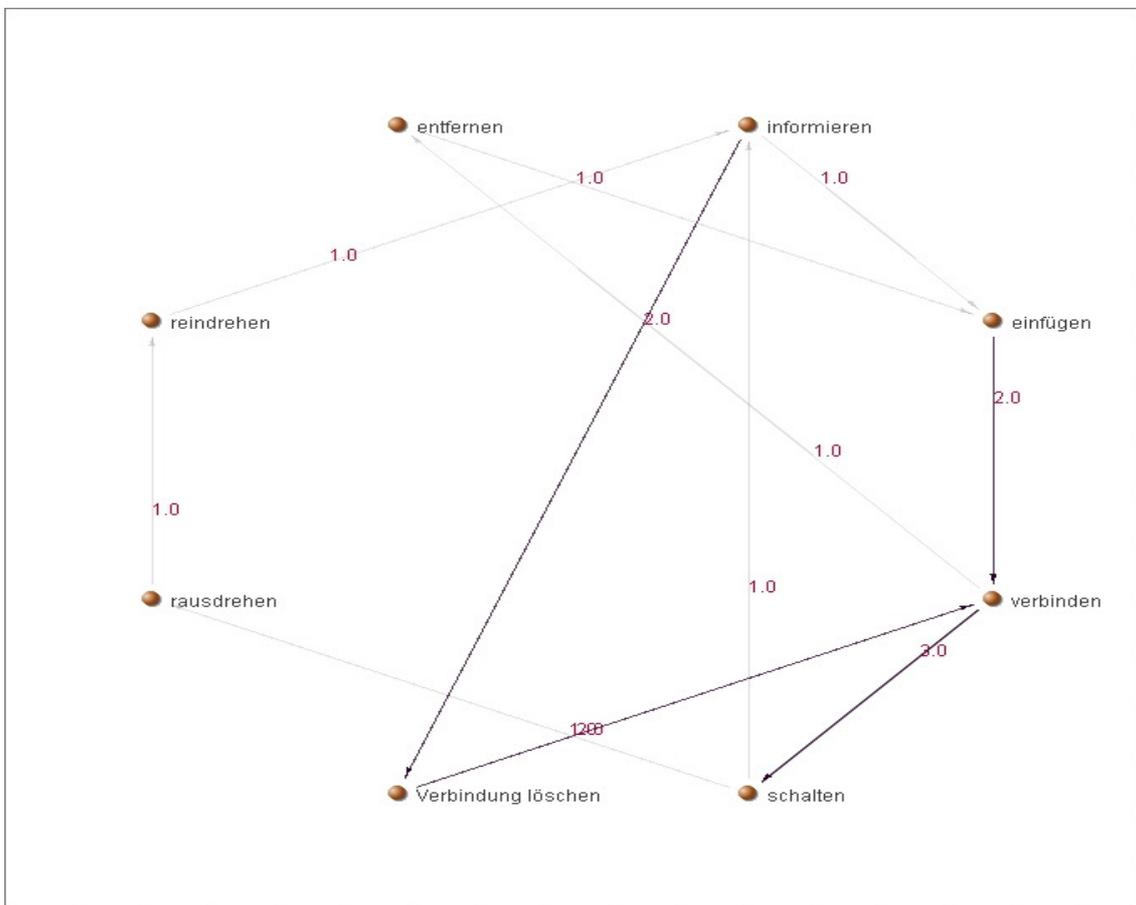


Abbildung 14: Graph von Versuchsperson 12 mit Lernhandlungen

Einzelfall Versuchsperson 9

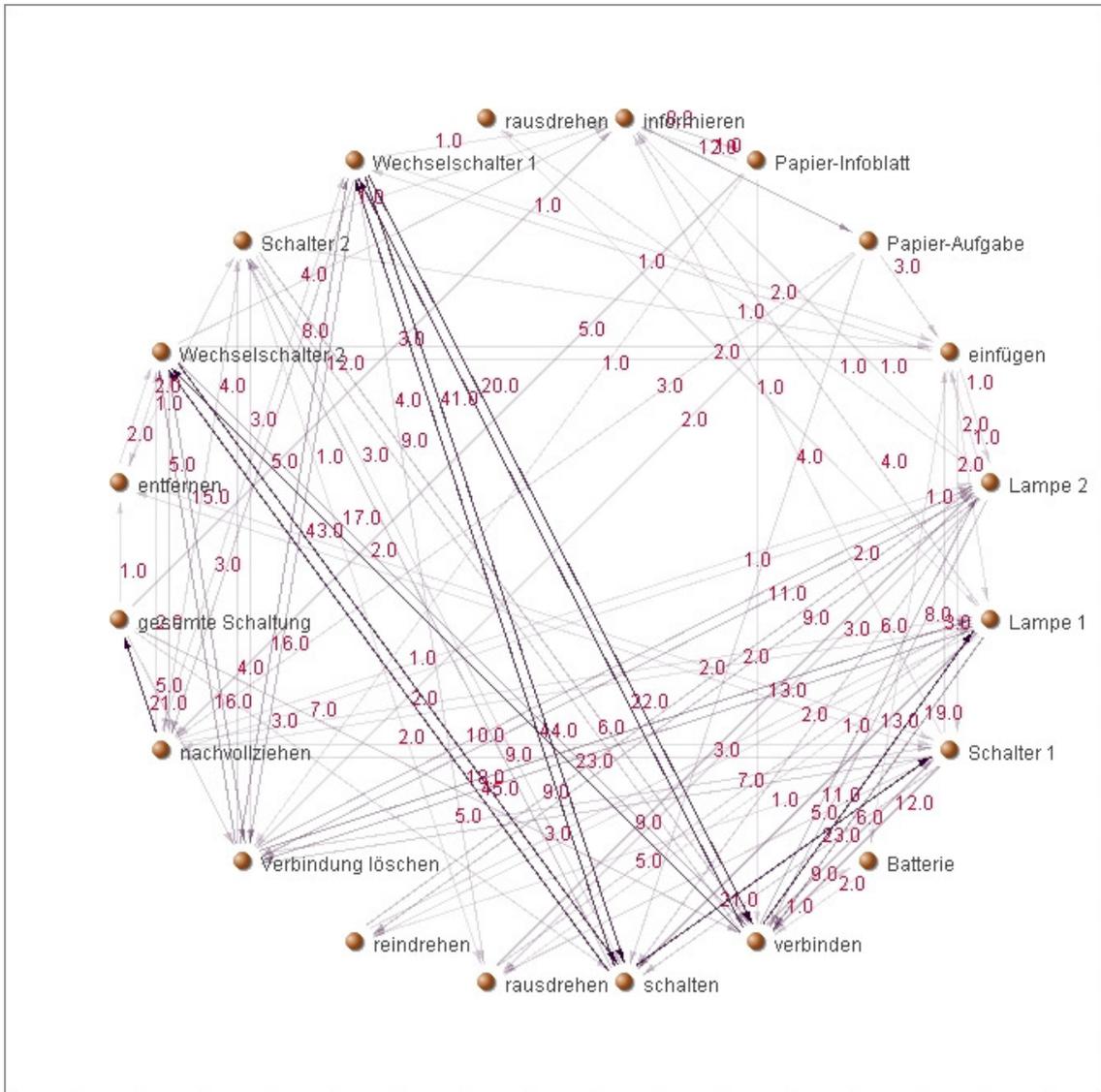


Abbildung 15: Graph von Versuchsperson 9 mit Lernhandlungen und Objekten

Das Lernhandlungsnetz dieser Versuchsperson ist im Vergleich zu den anderen Netzen sehr dicht, es gibt viele Verbindungen zwischen unterschiedlichen Knoten, auch die Anzahl der Knotenbesuche (der Kantenwert) ist hoch. Diese Versuchsperson hat die längste Lernhandlungssequenz aller Versuchspersonen, sie schaffte keine Schaltungsaufgabe. Im Graphen der Versuchsperson ist bspw. zu sehen, dass sie sich 12-mal mit dem Informationsblatt informiert hat (Kantenwert 12). Auffällig sind die häufigen Verbindungen zu den Knoten „Wechselschalter 1“, „Wechselschalter 2“ „schalten“ und „verbinden“. Im Vergleich zur bereits vorgestellten Versuchsperson, die die Aufgaben auf Anhieb konnte, hat dieses Lernhandlungsnetz einen größeren

Durchmesser (6 gegenüber 4), und eine größere gewichtete Dichte (1,98 gegenüber 0,38). Bei den Lernhandlungen hat „nachvollziehen“ mit 82,4 die höchste Betweenness-Zentralität und bei den Objekten „Lampe 2“ mit 60,5 den höchsten soziometrischen Status hat „schalten“, d.h. von dieser Handlung gehen die meisten anderen Handlungen aus bzw. kommen an. Der Emissionsgrad des Knotens, der gleich dem Rezeptionsgrad des Knotens „schalten“ ist, beträgt 119. Es gehen also 119 Handlungen von „schalten“ aus und 119 kommen an. Bei den Objekten hat „Wechselschalter 2“ den höchsten soziometrischen Status. Der Emissionsgrad von „Wechselschalter 2“ beträgt 87. In diesem Knoten kommen also 87 Kanten an und 87 verlassen ihn.

Im unten dargestellten Lernhandlungsnetz fällt eine größere Dichte gegenüber Versuchsperson 9 auf. Der Ablauf „Verbindung löschen“ „verbinden“ „schalten“ „nachvollziehen“ ist häufig vorhanden.

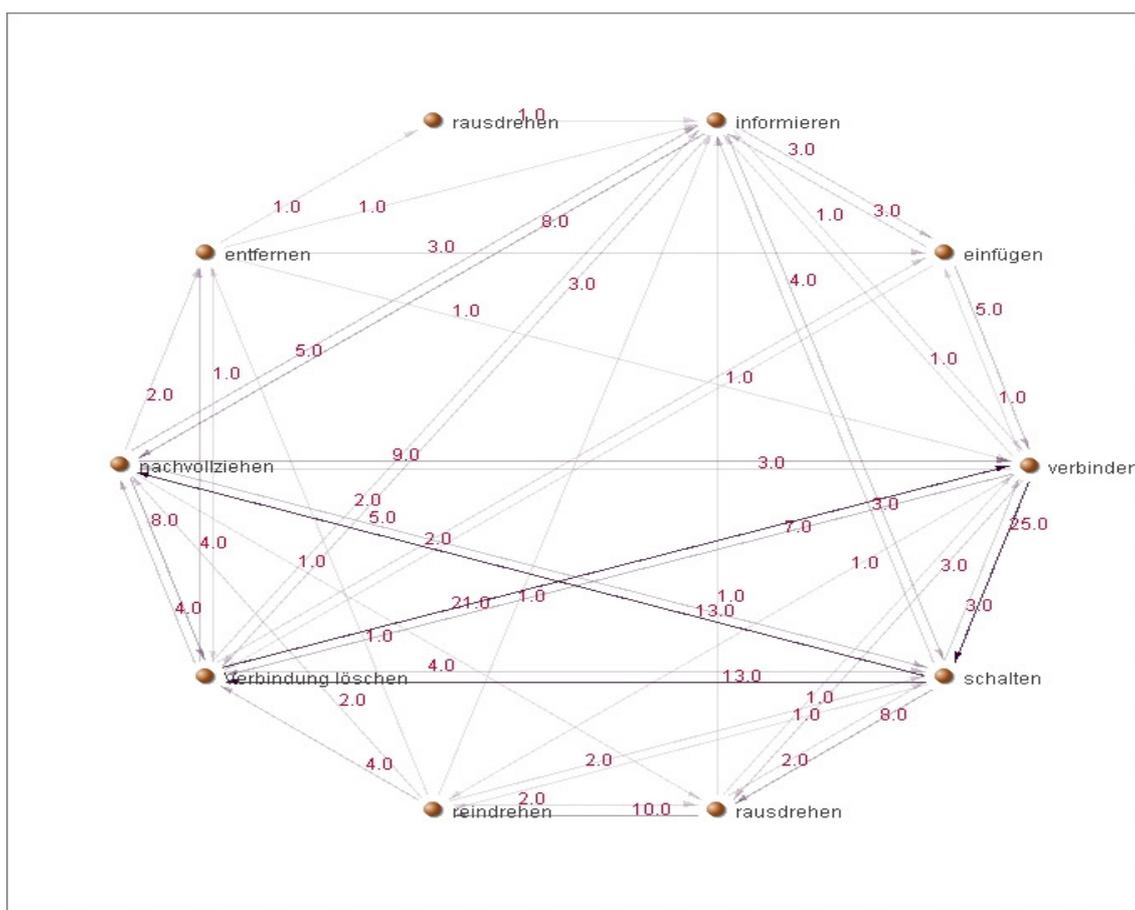


Abbildung 16: Graph von Versuchsperson 9 mit Lernhandlungen

Einzelfall Versuchsperson 24

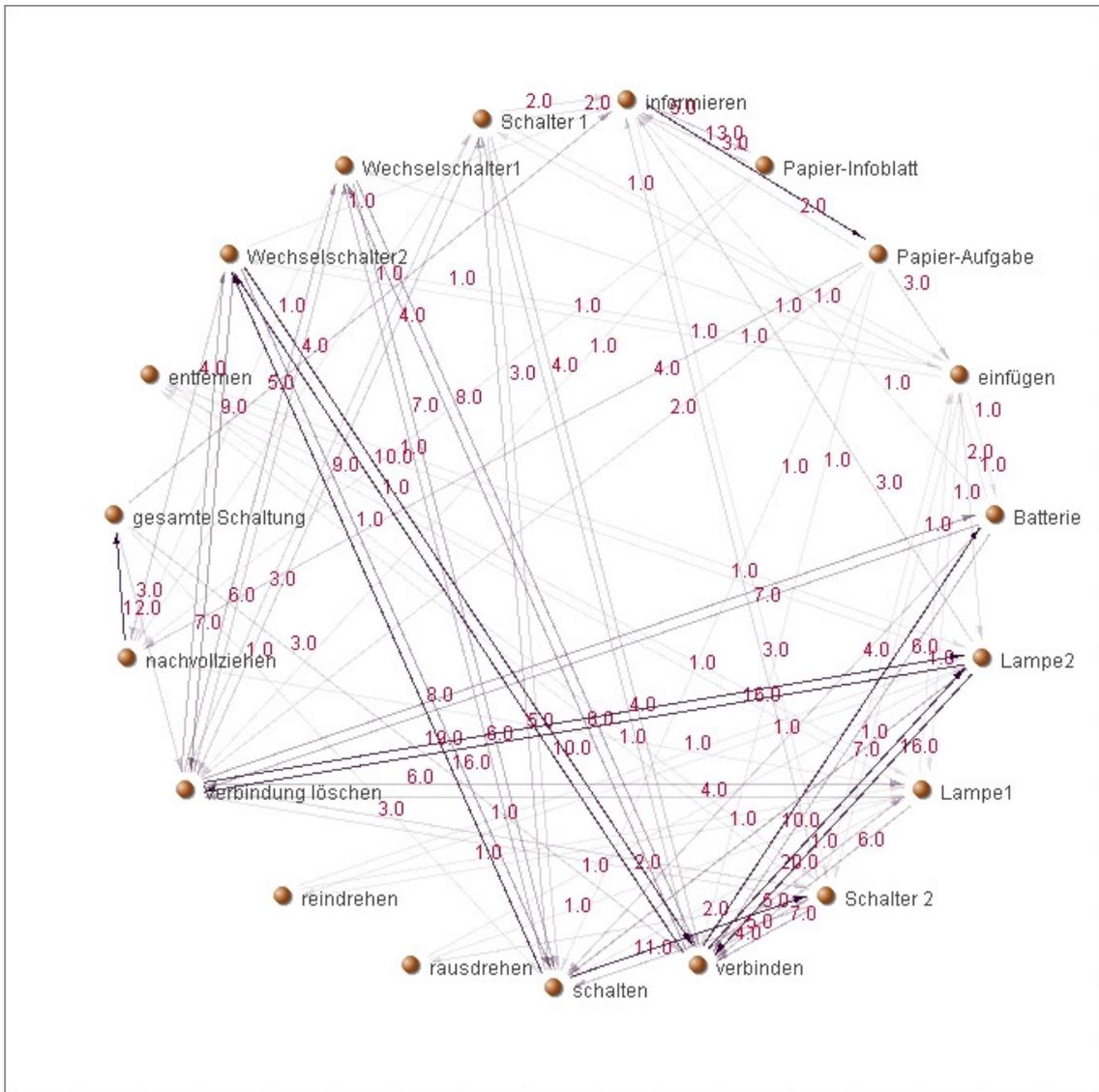


Abbildung 17: Graph von Versuchsperson 24 mit Lernhandlungen und Objekten

Diese Versuchsperson hat die längste Lernhandlungssequenz der Versuchspersonen, die alle Lernaufgaben geschafft haben. Das Netz erscheint dichter als das Netz von Versuchsperson 12, aber weniger dicht, als das Netz von Versuchsperson 9. Dies lässt sich numerisch bestätigen, mit einer gewichteten Dichte von 1,16 liegt der Wert zwischen den beiden bisherigen Dichten. Der Durchmesser des Verhaltensnetzes beträgt 4. Der Knoten „Verbindung löschen“ hat die höchste Betweenness-Zentralität mit einem Wert von 49, danach folgt „informieren“ mit 44,3. Bei den Objekten hat der Knoten

„Schalter 2“ die höchste Betweenness-Zentralität mit 41. Den höchsten soziometrischen Status hat „verbinden“ mit 6,7 bzw. „Lampe2“ mit 4,9. Der Knoten „verbinden“ hat 61 ein- und ausgehende Kanten und der Knoten „Lampe 2“ hat 44 ein- und ausgehende Kanten.

Das Lernhandlungsnetz von Versuchsperson 24 erscheint dünner als das Lernhandlungsnetz von Versuchsperson 9. Die gewichtete Dichte beträgt 1,1, der Durchmesser ist 5. Den höchsten soziometrischen Status hat „schalten“ mit 4,1 gefolgt von informieren mit 3,6. Der Knoten „schalten“ hat 16 ein- und ausgehende Kanten gefolgt von informieren mit 15 Kanten. Im Graphen ist gut zu erkennen, welche Lernhandlungen bspw. nach „informieren“ durchgeführt wurden. Es wurde 4-mal danach ein Bauelement eingefügt, 2-mal verbunden, 3-mal geschaltet, 3-mal eine Verbindung gelöscht und einmal die Schaltung „nachvollzogen“. Das heraus- und reinschrauben der Glühlampen nach dem Schalten ist ebenfalls gut zu erkennen.

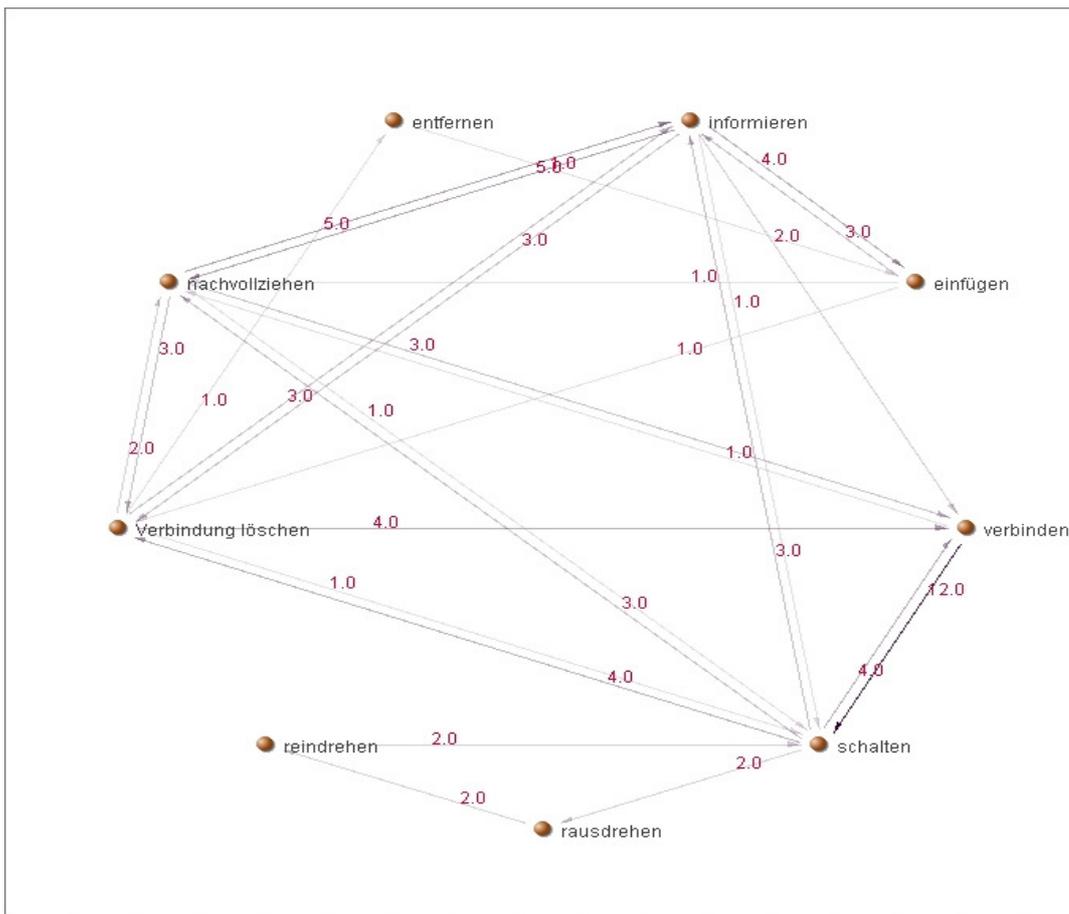


Abbildung 18: Graph von Versuchsperson 24 mit Lernhandlungen

Einzelfall Versuchsperson 17

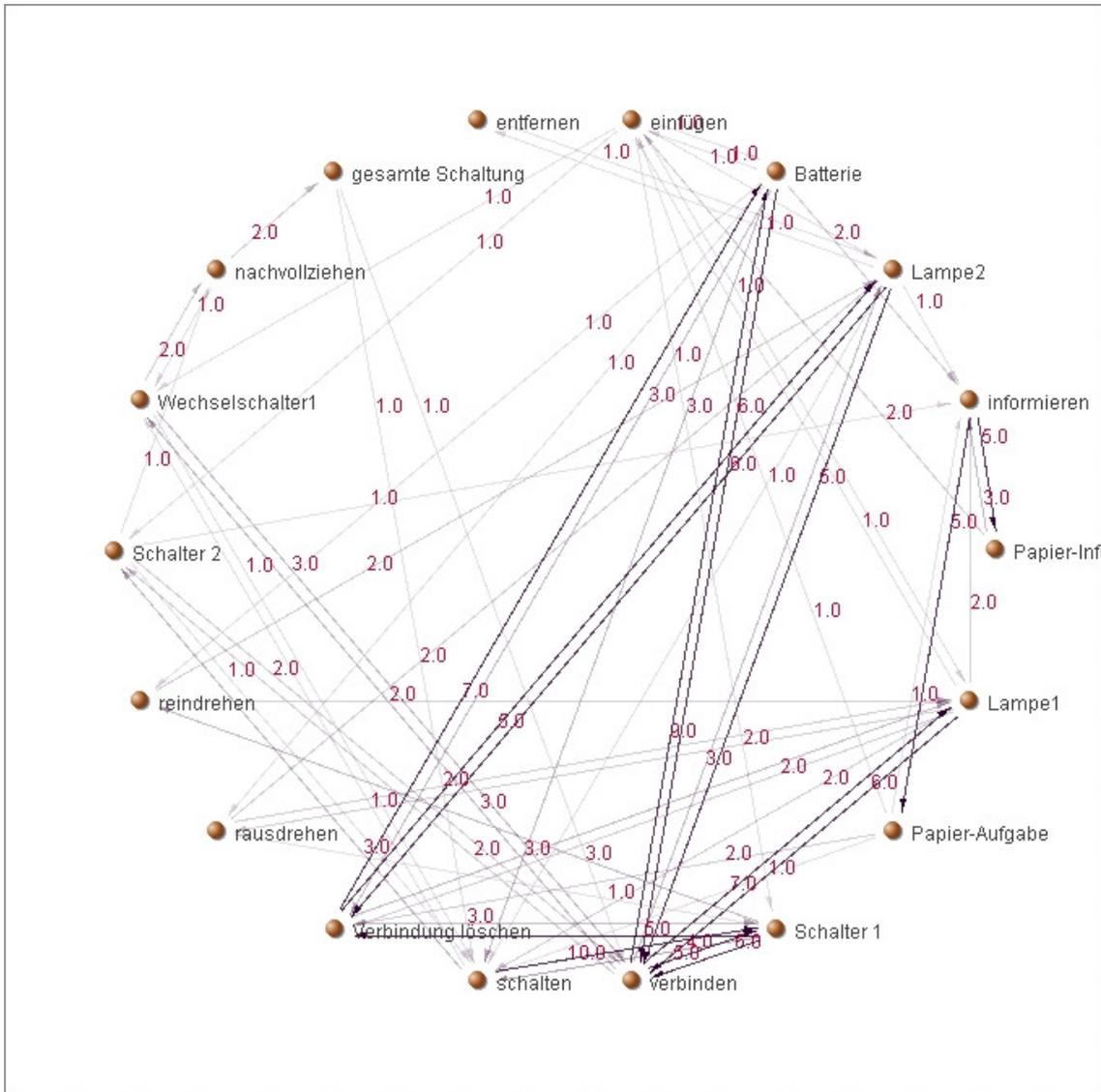


Abbildung 19: Graph von Versuchsperson 17 mit Lernhandlungen und Objekten.

Versuchsperson 17 hat die kürzeste Lernhandlungssequenz aller Versuchspersonen die die Lernaufgabe nicht geschafft haben. Die Dichte beträgt 0,58 und ist damit nur geringfügig größer als die Dichte von Versuchsperson 9, der Durchmesser des Graphen ist 5. Das die Versuchsperson die Wechselschaltung nicht geschafft hat, erschließt sich aus dem Fehlen des Knotens „Wechselschalter 2“. An der Batterie, an Lampe 2 und am Schalter 2 wurden, in Bezug auf den gesamten Graphen, häufig Verbindungen gelöscht. Bei den Lernhandlungen hat der Knoten „verbinden“ mit 3,4 den höchsten soziometrischen Status, das Objekt mit dem höchsten soziometrischen Status ist „Schalter 1“.

6 Diskussion

6.1 Vorwissen

Die Überprüfung der Hypothese eines positiven Zusammenhanges zwischen Vorwissenmaßen und Lernerfolgsmaßen und eines negativen Zusammenhanges zwischen Vorwissensmaßen und Fehlermaßen ergab für das spezielle Vorwissen eine teilweise Bestätigung und für das allgemeine Vorwissen eine Bestätigung bei allen analysierten Variablen. Lernergebnisse und Fehlermaße ließen sich mit dem speziellen Vorkenntnistest, bei dem die zu lernenden Schaltungen skizziert werden sollten, überraschenderweise schlechter vorhersagen, als mit dem allgemeine Vorkenntnistest (*Mannheimer Test zur Erfassung des physikalisch technischen Problemlösens - MPT*), bei dem allgemeinphysikalische Zusammenhänge abgefragt wurden.

Beim speziellen Test lag lediglich zur Fehleranzahl eine hypothesenkonforme negative Korrelation vor, wenngleich mit einer geringen Varianzaufklärung. Die Ergebnisse des MPT korrelieren dagegen alle hypothesenkonform und signifikant mit Punkt- und Fehlermaßen für das Lernen. So lag zur Anzahl der Fehler beim Lernen eine mittlere, negative, signifikante Korrelation vor. Zur Anzahl der Lernhandlungen und zur Anzahl der Schaltversuche lagen gering negative Korrelationen vor und zur Anzahl der Punkte gering positive Korrelationen.

Die schlechte Vorhersagbarkeit von Lernpunkten und Fehlern mit dem speziellen Schaltungstest, der exakt die Schaltungen abfragte, die gelernt werden sollten, erscheint auf den ersten Blick verblüffend. In diesem Test wurden genau die Schaltungen abgefragt, um die es später ging. Der Grund für die schlechte Vorhersagbarkeit des Lernerfolges durch den Schaltungstest ist, dass viele Versuchspersonen die Reihen- und Parallelschaltung zwar richtig skizzierten aber bei der Ausführung auf Baukastenebene fehlerhaft arbeiteten. Offensichtlich war die Umsetzung des Wissens auf die „Baukastenebene“ schwierig, was auch an mangelnder Vertrautheit mit derartigen Systemen liegen könnte. Die Wechselschaltung konnte nur von einer Versuchsperson richtig skizziert werden, sie wurde in die Wertung nicht mit aufgenommen.

6.2 Lernstrategien

Die Hypothese, dass Selbstauskünfte über Lernstrategien weder mit real angewandten Lernstrategien noch mit dem Lernerfolg zusammenhängen, konnte in dieser Untersuchung bestätigt werden. Selbstverständlich muss die Einschränkung getroffen werden, dass dies am speziellen Inventar für die Lernstrategien liegen könnte oder/und an der Natur der Aufgabe, die die Konstruktion dreier einfacher elektrischer Schaltungen erforderte.

Der verwendete Fragebogen für die Lernstrategien von Lompscher (1992) ist auf Problemlösen zugeschnitten. Im konkreten Fall hat auch der Zuschnitt jeder Frage auf die Schaltungsaufgaben nicht zu einem Zusammenhang von angegebenen und angewandten Lernstrategien geführt (siehe Anhang). Verwunderlich ist, dass bspw. Fragen nach der beabsichtigten Nutzung des Informationsmaterials bejaht worden sind, das Informationsmaterial dann aber nicht, oder nur gering, genutzt wird. Möglicherweise entwickelt die Aufgabe eine Eigendynamik, die die geäußerten Absichten vergessen lässt.

Ein anderer Punkt ist, dass nur sehr wenige Versuchspersonen mit derartigen Schaltungskonstruktionsaufgaben vertraut waren, die meisten also nur Mutmaßungen über ihr zukünftiges Vorgehen abgeben konnten. Wie die Darstellung der Forschungslandschaft zu den Lernstrategien zeigte (Artelt, 2000) stellen aber Befunde der Nichtübereinstimmung von angegebenen und angewandten Lernstrategien eher die Regel als die Ausnahme dar. Diese Nichtübereinstimmung führte dazu, dass sich die Lernleistungen nicht aus den Fragebogenwerten für Lernstrategien vorhersagen ließen.

Die Hypothese des Zusammenhanges zwischen angewandten Oberflächen- und Tiefenstrategien und Lernerfolg und Fehlern konnte teilweise bestätigt werden. Das Nutzen von *Oberflächenstrategien* ging mit einer hohen Anzahl von Fehlern einher und mit einer geringen Anzahl an Lernpunkten. Die Zusammenhänge waren mittel bis hoch. Die Operationalisierung der Anzahl der Schaltversuche als Indikator für das Anwenden von Oberflächenstrategien im Sinne von Marton & Säljö (1976) ist sicher diskussionswürdig. Die Schaltversuchsanzahl entsprach der Anzahl der durchprobieren unterschiedlichen Schaltungen. Es ist denkbar, dass Versuchspersonen, die die gleiche Anzahl an Schaltungen durchprobieren, unterschiedlich im Sinne von Oberflächen- und

Tiefenstrategien vorgehen: Auf der einen Seite ein unsystematisches Durchtesten von Schaltungsvarianten mit Wiederholung bereits erstellter Varianten und vielen schaltungstechnischen Fehlern, auf der anderen Seite ein systematisches Durchtesten von Varianten die elektrisch alle korrekt sind. Dieses Szenario ist denkbar, wenn zwei Versuchspersonen eine gleiche und im Vergleich zum Stichprobendurchschnitt sehr geringe Schaltversuchsanzahl aufweisen und lernstrategisch unterschiedlich vorgehen. In der Untersuchung war es jedoch so, dass mit wachsendem Abstand von der minimalen Schaltversuchsanzahl (3) auch die Häufigkeit von elektrisch falschen Varianten und Wiederholungen zunahm und dies spricht für eine Zunahme von Oberflächenstrategien.

Das Nutzen allgemeiner *Tiefenstrategien* konnte mit dem Lernerfolg und der Anzahl der Fehler nicht in Zusammenhang gebracht werden, aber das Nutzen spezieller Tiefenstrategien. Es ergab sich beim Nutzen von speziellen Tiefenstrategien ein signifikanter, positiver Zusammenhang zum Lernerfolg. Sicherlich ist die Operationalisierung der allgemeinen Tiefenstrategien, als Gesamtzeit des Informierens mit dem speziellen Schaltungs- und Bauelemente-Informationsblatt, ebenfalls diskussionswürdig, da nur indirekte Anhaltspunkte (Lernerfolg) vorliegen, auf welche Art und Weise sich die Versuchsperson mit den Informationen auseinandergesetzt hat. Dies und die Tatsache, dass viele Versuchspersonen eine lange Informationszeit vor Konstruktion der drei Schaltung hatten, führte vermutlich dazu, dass sich kein Zusammenhang nachweisen ließ.

Nach der Parallelschaltung sollte die Wechselschaltung konstruiert werden. Die Versuchspersonen mussten sich, wenn sie nicht die Wechselschaltung ausprobieren wollten, über die elektrischen Zusammenhänge und zu verwendende Bauelemente informieren. Das Informieren über die Grundlagen der Wechselschaltung nach Konstruktion der beiden einfachen Schaltungen kann als *deep-level approach* beim Lernen (Marton & Säljö, 1976) angesehen werden. Dieser, auf tieferes Verständnis des Lernstoffes ausgerichtete, Lernansatz zeichnet sich u.a. durch kritisches Prüfen des Gelesenen und durch das Bestreben neues Wissen mit bekanntem Wissen zu verknüpfen aus.

Die Ergebnisse zeigen den Nutzen einer handlungsnahen Analyse von Lernstrategien, die Vorhersagen ließen sich mit handlungsnahen Parametern gegenüber Fragebogenwerten, die keinen Vorhersagewert hatten, deutlich verbessern. Dies zeigt,

dass die oft geforderte handlungsnahe Analyse von Lernstrategien (Artelt, 2000) ein Erfolg versprechender Ansatz ist. Problematisch sind vor allem der sehr hohe Zeitaufwand bei der Erfassung und Auswertung des Vorgehens von Lernenden und die Zuordnung konkreter Lernhandlungen zu Lernstrategien (Veenman, 2005). Untersuchungen des Vorgehens von Lernenden am Computer können die handlungsnahe Analyse von Lernstrategien ökonomischer gestalten, weil sich hierbei das Vorgehen von Lernenden schon in geeigneten Datenformaten aufzeichnen lässt, was die Kategorisierung erheblich vereinfachen kann. Mittelfristig sind auch Programme denkbar, die Videos von Lernenden automatisch auswerten. Erste Ansätze dazu existieren (bspw. von der Firma Noldus). Wünschenswert wäre ein Inventar von Lernstrategien das sich auf die Art und Weise der Lösung verschiedener Aufgabenarten am Computer stützt und daraus Lernstrategien ableitet.

6.3 Emotionen

Die Hypothese eines Zusammenhanges zwischen den vor Beginn des Lernens angegebenen Emotionen dem Vorwissen, Lernpunktwerten und Fehlerwerten konnte für die positiven Emotionen verifiziert werden. Zwischen den angegebenen positiven Emotionen und Vorwissens- bzw. Lernerfolgsmaßen gab es geringe positive Korrelationen, die Korrelationskoeffizienten zu Fehlerwerten beim Lernen waren negativ und signifikant. Die Stärke der Zusammenhänge war gering. Der Korrelationskoeffizient zwischen den positiven Emotionen und dem mit dem Mechanisch Technischen Verständnistest gemessenen Vorwissen erreichte einen Wert von $r = 0,56$. Dieser für die Untersuchung relativ hohe Zusammenhang deutet darauf hin, dass die positive Stimmung sich auf gute Vorkenntnisse stützen könnte, die Vorkenntnisse also eine Ursache der positiven Emotionen sein könnten. Obwohl derartige Kausalitätsvermutungen bei korrelativen Zusammenhängen vorsichtig aufgestellt werden sollten, werden sie durch zwei Punkte gestützt. Erstens fand die Messung der Emotionen kurz nach Erfassung der Vorkenntnisse statt. Zweitens ergab eine Partialkorrelation zwischen den positiven Emotionen und Leistungs- bzw. Fehlerwerten beim Lernen, mit den Vorkenntnissen als Kontrollvariable, *keine*

Zusammenhänge. Dies bedeutet, dass eine Gruppe von Versuchspersonen mit hohen Vorkenntnissen auch hohe positive Emotionen hat und dass diese Gruppe beim Lernen erfolgreich ist. Hohe positive Emotionen ohne vorhandene Vorkenntnisse führen dagegen nicht zu guten Lernergebnissen. Die mit dem PANAS Fragebogen erhobenen positiven Emotionen in dieser Untersuchung stellen für einen Teil der Versuchspersonen also allgemeine Lageberichte dar.

Zwischen den mit dem Fragebogen erhobenen negativen Emotionen und Werten für Vorkenntnisse, Fehler und Leistung ließen sich keine Zusammenhänge nachweisen. Dies kann verschiedene Ursachen haben. Im Sinne einer sozialen Erwünschtheit ist es vermutlich einfacher das Fehlen von positiven Emotionen als das Vorhandensein von negativen Emotionen einzugestehen. Außerdem dürfte das Versuchsarrangement durch geringen Leistungsdruck und eine fehlende leistungsabhängige Belohnung negative Emotionen wie Angst und Unsicherheit nicht gerade forciert haben. Darauf deuteten ein geringer Mittelwert negativer Emotionen und eine geringe Varianz hin. Krohne et al. (1996) weisen zudem darauf hin, dass beide Dimensionen des verwendeten PANAS-Fragebogens bipolar sind. Geringe Werte bei positiven Emotionen sind somit auch negative Emotionen, nach Krohne et al. sind es Traurigkeit und Lethargie. Somit treffen die für die positiven Emotionen gefundenen Zusammenhänge entgegengesetzt auch für die negativen Emotionen zu, mit der Einschränkung der indirekten Erhebung dieser Emotionen.

Die vermuteten Zusammenhänge zwischen den angegebenen Emotionen bei der Vorbefragung und dem Vorgehen im Lern- und Testdurchgang konnten wiederum nur für die positiven Emotionen bestätigt werden. Zur Anzahl der Kontrollhandlungen existierte ein mittlerer, negativer, signifikanter Zusammenhang. Der Zusammenhang zur Anzahl der Informationshandlungen war in seiner Richtung hypothesenkonform, aber sehr gering. Versuchspersonen mit niedrigen positiven Emotionen führten deutlich häufiger Kontrollhandlungen durch, als Personen mit hohen positiven Emotionen. Dieser Zusammenhang blieb auch bei einer Partialkorrelation mit der Kontrollvariable Vorkenntnisse bestehen, d.h. unabhängig vom Ausmaß der Vorkenntnisse führten gering positive Emotionen zu diesen Effekten. Zwischen den mit dem PANAS-NA gemessenen negativen Emotionen und Werten für das Vorgehen ergaben sich keine Zusammenhänge.

Zu den Ergebnissen, die in Richtung Emotionen als allgemeine Lagebeschreibung und Emotionen als Modulatoren des Vorgehens beim Lernen deuten, einige kritische Anmerkungen. Um validere Ergebnisse für die Emotionen zu erhalten, ist es nötig *während* des Lernens die Emotionen aufzuzeichnen, denn es kann nicht davon ausgegangen werden, dass sie über längere Zeit konstant bleiben. Zur Differenzierung zwischen positiven und negativen Emotionen würde sich die Ableitung des EMG's einiger Gesichtsmuskeln anbieten bzw. Methoden bei denen, analog dem „motion capturing“ definierte Stellen des Gesichtes mit Markern beklebt werden und die Veränderungen der Positionen der Marker zueinander von einer Software Emotionen zugeordnet werden (Ekman & Rosenberg, 1997). Damit wäre es möglich bei starken Emotionswechslern nach Änderungen im Vorgehen zu schauen, diese Änderungen sollten besonders deutlich sein.

Mit der Annahme von Emotionen als allgemeine Lageberichte und Steuergröße von Verhalten bzw. Vorgehen kann man bei Aufgaben, die ein genaues, detailorientiertes Vorgehen erfordern, in ein Dilemma geraten. Personen mit entsprechendem Vorwissen im Aufgabenbereich müssten eine positivere Stimmung haben, als Personen mit geringerem Vorwissen. Folgt man den im Abschnitt 1.3.2 dargestellten Zusammenhängen zwischen Emotionen und Informationsverarbeitung, so müssten diese Versuchspersonen aber aufgrund ihrer positiven Emotionen ungenauer Vorgehen und demzufolge schlechter abschneiden. Dies würde aber dem bekannten Zusammenhang zwischen Vorwissen und Leistung widersprechen. Laut Abele (1999) zeigen Untersuchungen, dass bestimmte Aufgaben die analytisches Vorgehen erfordern, von Personen in positiver Stimmung besser gelöst werden. Er schlägt deshalb vor neben den kognitiven Auswirkungen von Stimmungen auch die motivationalen Auswirkungen zu beachten. Außerdem ist die Struktur der Aufgabe ein wichtiger Parameter bei der Untersuchung von Zusammenhängen zwischen Emotionen und Vorgehen beim Lernen. Zur genaueren Klärung des Zusammenhanges werden zudem Untersuchungen mit verschiedenen Aufgabenklassen für angebracht gehalten.

6.4 Motivation

Die Hypothese eines direkten Zusammenhanges zwischen dem mit dem Motivationsfragebogen FAM erfassten motivationalen Variablen und Punkt- und Fehlerwerten beim Lernen konnte in dieser Untersuchung nicht bestätigt werden. So konnten keine Zusammenhänge zwischen dem Sachinteresse und Punkt- und Fehlerwerten nachgewiesen werden, ebenso verhielt es sich bei der motivationalen Variable Herausforderung. Rheinberg & Vollmeyer (2001) geben an, das Sachinteresse und Herausforderung besonders bei Aufgaben die einen hohen Anteil an Eigensteuerung erfordern, einen positiven Einfluss auf das Lernergebnis hat. In dem von Rheinberg & Vollmeyer verwendeten Design wurden zwei Lernarten untersucht: „Fragengesteuertes Lernen“ und „Selbstgesteuertes Lernen“. Demnach würden die in der vorliegenden Untersuchung verwendeten Lernaufgaben zum Erlernen einfacher elektrischer Schaltungen eher in die Kategorie fragengesteuertes Lernen gehören, da ein Einfluss von Interesse und Herausforderung nicht nachzuweisen war. Wenn das Erlernen der einfachen elektrischen Schaltungen, wie es in dieser Untersuchung durchgeführt wurde, nicht zum Selbstgesteuerten Lernen zu zählen ist, dann müssten nach den Ergebnissen von Rheinberg & Vollmeyer die Variablen Misserfolgsbefürchtung und Erfolgswahrscheinlichkeit den Lernerfolg voraussagen. Dies ist jedoch nicht der Fall. Auch diese beiden Variablen haben keine Zusammenhänge zu Punkt- und Fehlerwerten.

Eine Erklärung des Befundes, dass keine der Variablen des FAM mit dem Lernerfolg zusammenhängen, könnte die Entstehungsgeschichte dieses Fragebogens liefern. Der FAM wurde für ein computergestütztes Problemlöseszenario entwickelt. Auch die Validierung des Fragebogens erfolgte größtenteils mit am Computer präsentierten Aufgaben. Möglicherweise unterscheidet sich das Erlernen der einfachen elektrischen Schaltungen durch die vielen realen Manipulationsmöglichkeiten doch deutlich von einem computergestützten Szenario und die Ergebnisse sind nicht übertragbar. Auch die Interkorrelation der Variablen Misserfolgserwartung und Herausforderung ($r=0,516^*$) weist in diese Richtung. Beide Variablen sollten eigentlich unabhängig voneinander sein.

Eine Interaktion von Herausforderung und Interesse in Bezug auf die Lernleistung konnte aufgrund der geringen Stichprobengröße nicht nachgewiesen werden. Es war

vermutet worden, dass ausgehend von den Ergebnissen von Rheinberg & Vollmeyer (2001), Sachinteresse bei niedrig herausgeforderten Personen einen größeren Einfluss auf den Lernerfolg hat, als bei hoch herausgeforderten Personen. Bei der Gruppe niedrig herausgeforderter Versuchspersonen (6 Personen) waren deutliche Effekte des Interesses auf die Lernleistung sichtbar, aber wegen fehlender Signifikanz nicht interpretierbar. Letztlich ist die Stichprobe zu klein um Interaktionen zwischen Motivationsvariablen in Bezug auf die Lernleistung nachweisen zu können.

6.5 Typologie der Versuchspersonen

Die Versuchspersonen wurden nach ihren Fragebogenwerten der Variablen Vorwissen, Emotion, Motivation und Lernstrategien gruppiert. Dazu wurde anhand der Fragebogenwerte eine Faktorenanalyse gerechnet, die Versuchspersonen anhand ihrer Faktorwerte mit einer Clusteranalyse gruppiert und anschließend wurden die Gruppen hinsichtlich der Mittelwerte verschiedener Lernerfolgsmaße verglichen.

Es konnte nicht für alle in die Faktorenanalyse einbezogenen Variablen eine Normalverteilung nachgewiesen werden. Die Faktorenanalyse hat sich als relativ robustes Verfahren erwiesen, das auch bei Verletzung der Anwendungsvoraussetzungen valide Ergebnisse liefert (Hagerty, 1985). Aus diesem Grund kam dieses Verfahren dennoch zur Anwendung, um Hinweise auf bestimmte Antworttendenzen in den Fragebögen zu bekommen. Die erhaltenen Faktoren sind also mit Blick auf die unzureichenden messtheoretischen Voraussetzungen mit einer gewissen Vorsicht zu interpretieren.

Der Faktor „*positive Stimmung durch Vorwissen und Interesse*“ deutet auf einen schon beim Emotionseinfluss auf die Leistungen diskutierten Befund hin, den Zusammenhang von positiven Emotionen und Vorwissen (vgl. Abschnitt 6.3). Der Zusammenhang zwischen Interesse und Vorwissen ist plausibel. Der Lerngegenstand elektrische Schaltungen hat für eine bestimmte Anzahl von Versuchspersonen eine persönliche Bedeutsamkeit (Krapp, 1992), was sich auch in hohem Vorwissen ausdrückt. Der Faktorwert korreliert signifikant mit Lernerfolgsmaßen. Ein derartiger Faktor sollte für die pädagogisch-psychologische Forschung von großem Interesse sein,

falls er sich replizieren lässt. Er verbindet in idealer Weise Freude am Lernen, Interesse, geeignetes Vorwissen und positive Lernergebnisse. Er stellt also nicht nur eine Antworttendenz dar.

Der Faktor „*positiver Lernstrategiefaktor*“ enthält als hoch ladende Variable die erfragten Tiefenstrategien beim Lernen und als mittel ladende Variable die metakognitiven Strategien beim Lernen. Dieser Faktor stellt in der vorliegenden Untersuchung eine Antworttendenz dar, die keinen Bezug zu den Ergebnissen beim Lernen hat. Der fehlende Bezug des Faktors zu den Lernergebnissen ist angesichts der Forschungslage im Gebiet Lernstrategien (Artelt, 2000) nicht verwunderlich. Die Interkorrelation von metakognitiven Lernstrategien und Tiefenstrategien beim Lernen findet sich auch bei Lompscher (1995).

Der Faktor „*Versagensangst*“ enthält als hoch ladende Variablen die negativen Emotionen des PANAS-Fragebogens und die Erfolgswahrscheinlichkeit des Motivationsfragebogens FAM. Die Variable Misserfolgsbefürchtung des Motivationsfragebogens lädt mittel auf den Faktor. Auch bei diesem Faktor handelt es sich um eine Antworttendenz, die keinen Bezug zu den Lernergebnissen hat. Ein Zusammengehen von hohem Erfolgsdruck und negativen Emotionen ist plausibel, der fehlende Zusammenhang des Faktors mit Lernerfolgsmaßen gründet sich auf die fehlenden Zusammenhänge zwischen negativen Emotionen und Lernerfolg (vgl. Abschnitt 6.3) und die fehlenden Zusammenhänge zwischen leistungsthematischen Motivationsfaktoren und Lernerfolgsmaßen (vgl. 6.4)

Der Faktor „*Probierfaktor*“ enthält als hoch ladende Variablen die Misserfolgswahrscheinlichkeit des Motivationsfragebogens FAM und die Oberflächenstrategien des Lernstrategiefragebogens. Personen die ihre Erfolgswahrscheinlichkeit als hoch einschätzen, scheinen ihren Optimismus bezüglich der Lernaufgabe, auf vermuteten Erfolg durch „Ausprobieren“ aufzubauen. Der Bereich Oberflächenstrategien des Fragebogens enthält Items, die sich auf das Ausprobieren der Schaltung beziehen. Auch dieser Faktor stellt eine Antworttendenz ohne Bezug zu Lernerfolgsmaßen dar. Dies ist aufgrund der fehlenden Zusammenhänge zwischen angegebenen Oberflächenstrategien beim Lernen und dem Lernerfolg nicht verwunderlich (vgl. Abschnitt 6.2)

Anhand ihrer Faktorwerte wurden die Versuchspersonen zwei Gruppen zugeteilt. Die

erste Gruppe, muss anhand ihrer Selbstauskünfte in den Fragebögen als Gruppe mit schlechten lernpsychologischen Voraussetzungen bezeichnet werden. Die Gruppenmitglieder laden auf den ersten beschriebenen Faktor (*positive Stimmung durch Vorwissen und Interesse*) negativ, d.h. sie haben vergleichsweise geringes Vorwissen, geringes Interesse und wenig positive Emotionen. Auch auf den *positiven Lernstrategiefaktor* laden die Gruppenmitglieder negativ und auf den Faktor *Versagensangst* laden die Mitglieder positiv. In der Gruppe besteht also die Befürchtung schlecht abzuschneiden und es werden geringe Werte für angegebene Tiefenstrategien und metakognitive Strategien beim Lernen erreicht. Die Ladungen der Gruppenmitglieder auf den *Probierfaktor* waren zu gering um interpretiert zu werden.

Für die zweite Gruppe gelten die obigen Ausführungen entgegengesetzt, wobei die Ladungen, absolut gesehen, geringer sind.

Die unterschiedlichen lernpsychologischen Voraussetzungen zeigen sich in den Lernergebnissen. Die Gruppen unterscheiden sich hinsichtlich beobachteter Oberflächenstrategien beim Lernen, und der Punkt- und Fehleranzahl beim Lernen signifikant. Die vom Standpunkt der lernpsychologischen Voraussetzungen *schlechte Gruppe* ist auch bezüglich ihrer Lernleistungen schlecht und wendet häufiger Oberflächenstrategien beim Lernen an. Diese Unterschiede der Gruppen beim Lernerfolg hängen mit Unterschieden der Faktorladungen des Faktors „*positive Stimmung durch Vorwissen und Interesse*“ zusammen. Dieser Faktor korreliert als einziger Faktor signifikant mit Lernerfolgsmaßen.

Die Gruppeneigenschaften, die sich anhand der verschiedenen Faktorladungen darstellen, sind plausibel. Geringe Kenntnisse, schlechte Stimmung, Angst zu versagen und keine Kenntnis effizienter Lernstrategien auf der einen Seite und gute Vorkenntnisse, gute Stimmung, Kenntnis effizienter Lernstrategien und keine Angst vor dem Versagen bei der Lernaufgabe auf der anderen Seite.

Im Sinne einer integrativen Lerntheorie, die, wie Schott (2002) fordert, auch Emotionen und Motivation einbezieht, wären weitere Untersuchungen mit emotionalen, motivationalen und lernstrategischen Variablen wünschenswert. Dies würde den Gebrauchswert integrierender Modelle, der momentan heuristischer Natur ist (vgl. Abschnitt 1.2.4), verbessern helfen. Ein weiterer Schritt zur Verbesserung dieser Modelle ist die häufigere Erfassung der Variablen während des Lernverlaufes. Dies

bietet sich vor allem für die Konstrukte Emotionen und Lernstrategien an.

6.6 Verbesserte Fehlerrückmeldung

Die Hälfte der untersuchten Personen (16) konstruierte die einfachen elektrischen Schaltungen mit einem in die Spannungsquelle (Batterie) integrierten Kurzschlussmelder. Dieser gab bei Kurzschluss der Batterie einen durchdringenden Ton ab. Da die Batterie sich aufgrund ihres hohen Innenwiderstandes bei Kurzschluss nur langsam entlud, war der Kurzschluss ohne Melder für Laien nicht sofort bemerkbar. Die Hypothese war, dass diese Art der Intervention die Fehlerrate verringern und den Lernerfolg verbessern könnte, da die Versuchspersonen eine unmittelbare Rückmeldung über den Kurzschluss hatten. Diese Hypothese konnte nicht bestätigt werden.

Die Gruppe mit Kurzschlussmelder hatte eine geringere Anzahl der gesamten Fehler, der Kurzschlussfehler, der Schaltversuche und eine größere Punktzahl. Die Unterschiede erreichte jedoch keine Signifikanz. Der Unterschied bei der Variable Kurzschlussfehler war deutlich, die Gruppe mit Kurzschlussmelder erreichte nur 37% der Fehler der anderen Gruppe. Dieser Unterschied wurde jedoch aufgrund der geringen Stichprobengröße und der ungleichen Verteilung der Fehler unter den Versuchspersonen nicht statistisch signifikant (eine Versuchsperson hatte 80 Kurzschlussfehler!). Das der Kurzschlussmelder das einem Kurzschluss zugrunde liegende falsche mentale Modell eines elektrischen Stromkreises änderte, dafür liegen keine Hinweise vor. In der Gruppe ohne Kurzschlussmelder hatten 4 Personen im Testdurchgang keine Kurzschlussfehler mehr, in der Gruppe mit Kurzschlussmelder 3 Personen. Der Kurzschlussmelder führte durch seine Warnfunktion also nur zu einer verringerten Anzahl an Kurzschlussfehlern, die Versuchspersonen, die den Warnton des Kurzschlussmelders erhielten, kontrollierten im Anschluss offensichtlich ihre Schaltungen besser auf Fehler.

Die Unterschiede bei der Anzahl der Gesamtfehler, der Schaltversuche und der Punktzahl waren in ihrer Richtung ebenfalls hypothesenkonform erreichten jedoch keine Signifikanz. Der Unterschied der Gruppen bezüglich der Gesamtfehleranzahl geht auf die Kurzschlussfehler zurück. Zwischen der Anzahl der Einpoligkeitsfehler beider

Gruppen (hierbei wurde ein Verbraucher nur einpolig angeschlossen), bestand kein Unterschied. Obwohl beide Gruppen sich leicht in der Anzahl der Schaltversuche und der Anzahl der erreichten Punkte unterscheiden, erscheint es fragwürdig ob dies auf den Kurzschlussmelder zurückzuführen ist, da er kein mentales Modell ändern konnte. Der Effekt könnte ebenso an der Art der Stichprobenziehung liegen (die Stichprobe ist keine Zufallsstichprobe).

6.7 Informationstheoretische Maße

6.7.1 Die Entropie von Lernhandlungssequenzen

Die Hypothese, dass die Lernhandlungssequenzen von erfolgreichen Lernern eine geringere Shannon-Entropie haben, als die von weniger erfolgreichen Lernern, konnte in der vorliegenden Untersuchung mit dem Lerngegenstand einfache elektrische Schaltung nicht bestätigt werden. Das Gegenteil ist der Fall, gute Lerner haben eine höhere Shannon-Entropie ihrer Lernhandlungssequenzen als schlechte Lerner. Der Zusammenhang ist mit einer Varianzaufklärung von knapp 25% gering, aber er ist signifikant. Das Ergebnis erscheint wegen der Annahme einer größeren Unstrukturiertheit von schlechten Lernern, die sich in einer höheren Entropie der Lernhandlungssequenzen äußern sollte, zunächst unerwartet.

Für den gegenteiligen Effekt gibt es aber eine einfache Erklärung. Schlechte Lerner in der untersuchten Stichprobe zeichnen sich durch eine lange Bearbeitungszeit (nach 20 min bzw. 10 min wurde der Versuch abgebrochen) und lange Lernhandlungssequenzen aus. Sie probieren häufig verschieden Schaltungsvarianten aus. Auf die Ebene der Lernhandlungssequenzen übertragen heißt das, dass Handlungen häufig mit geringfügigen Änderungen wiederholt werden, was eine gewisse Redundanz erzeugt und zu geringerer Entropie führt. Wie dargelegt bedeutet eine maximale Entropie einer Lernhandlungssequenz eine Gleichverteilung aller Sequenzelemente und damit aller Lernhandlungen. Die Verteilung der Wahrscheinlichkeit der Lernhandlungen ist bei schlechten Lernern in der untersuchten Stichprobe also weiter von der Gleichverteilung entfernt als bei guten Lernern.

Die negative Korrelation der Entropie mit der Fehleranzahl erklärt sich auf zweifache

Weise. Einerseits korrelieren Lernpunkte und Fehleranzahl negativ, andererseits ist in der untersuchten Stichprobe eine hohe Fehleranzahl gleichbedeutend mit häufigem Probieren, was zu dem oben beschriebenen Effekt des häufigen Wiederholens geringfügig geänderter Handlungen führt. Obwohl die Shannon Entropie durch ihre Definition für Reihenfolgen nicht sensitiv ist, sie ist im Prinzip eine Summe zur Basis 2 logarithmierter Einzelwahrscheinlichkeiten, stehen Lernerfolgsmaße und Entropie der Lernhandlungssequenzen in der vorliegenden Untersuchung im Zusammenhang. Dies bedeutet, dass schon die Verteilung der Einzelwahrscheinlichkeiten der Lernhandlungen Auskunft über den Lernhandlungsprozess geben kann.

Die Entropie, die auch als Informationsgehalt bezeichnet wird, kommt in der Sprachwissenschaft zur Charakterisierung von Texten oder in der Biologie zur Charakterisierung von DNA-Sequenzen zum Einsatz. Die hier vorgestellten Ergebnisse legen den Schluss nahe, dass die Shannon-Entropie auch zur Charakterisierung von Lernhandlungsprozessen verwendet werden kann. Dafür müssen einige Bedingungen erfüllt sein. Der Lernstoff muss derart beschaffen sein, dass er beobachtbare, unterscheidbare Lernhandlungen und damit eine genaue, zeitgetreue Sequenzierung ermöglicht. Weiterhin darf die Anzahl der benötigten Lernhandlungen eine bestimmte Mindestlänge nicht unterschreiten, nach den Erfahrungen der vorliegenden Untersuchung liegt dieser Wert bei etwa 50 Handlungen. Bei sehr kurzen Handlungssequenzen können geringe Unterschiede in der Abfolge die Entropie schon deutlich ändern, ohne dass davon ausgegangen werden kann, dass sich die Sequenzen auch in ihren Ergebnissen unterscheiden. Außerdem ist es nötig eine oder mehrere ideale Lernhandlungssequenzen zu erheben bzw. zu konstruieren, um die Entropien der idealen Sequenzen mit den Entropien der beobachteten Verläufe zu vergleichen. Vergleiche der Entropien der idealen Sequenzen mit den Entropien der beobachteten Sequenzen können erste Hinweise zur Qualität der Lernhandlungsprozesse liefern. So bedeutet eine Abweichung der Entropie der beobachteten Sequenz von der „idealen“ Entropie in der vorliegenden Untersuchung ein nichtideales Vorgehen, dies kann sich in Misserfolg beim Lernen oder aber in Erfolg bei gleichzeitig erhöhter Anzahl von Lernhandlungen äußern.

In der vorliegenden Arbeit korreliert die Anzahl der Lernhandlungen stärker mit Maßen des Lernerfolges, als die Entropie. Zur weiteren Untersuchung der Entropie als Maß zur

Charakterisierung von Lernhandlungssequenzen sind Untersuchungen notwendig, bei denen die Anzahl der Lernhandlungen konstant gehalten wird. Hier sind Szenarios denkbar, bei denen mit einer bestimmten Versuchs- bzw. Zuganzahl ein Ergebnis erreicht werden muss. Die Entropie bietet sich hier als Maß zur Beschreibung dieser gleichlangen Sequenzen an. Weitere Untersuchungen müssen zeigen, in welchem Zusammenhang die Entropie unter diesen Bedingungen zum Lernerfolg steht.

6.7.2 Die algorithmische Komplexität von Lernhandlungssequenzen

Die Hypothese, dass die Anordnung der Sequenzen nach ihrer relativen Entropie, die über algorithmische Komplexität gemessen wird, ihre Entsprechung in Unterschieden der Sequenzen bei Punkt- und Fehlerwerten findet, konnte für Lern- und Testsequenzen bestätigt werden. Die Ähnlichkeiten der Lernsequenzen im Sinne der algorithmischen Komplexität ließen sich bei einer zweidimensionalen Skalierungslösung in drei Gruppen einteilen. Die Güte der Anpassung der zweidimensionalen Skalierungslösung war gut. Eine dreidimensionale Lösung brachte nur eine geringe Verbesserung der Anpassung. Die in der Abbildung sichtbaren und auch mit einer Clusteranalyse reproduzierbaren drei Lernhandlungsgruppen unterschieden sich deutlich in den Punktwerten beim Lerndurchgang, in der Anzahl der Fehler, Schaltversuche und Lernhandlungen.

Die Mittelwertsunterschiede zwischen allen Gruppen waren bei allen vier dargestellten LernerfolgsvARIABLEN signifikant. Es lässt sich somit konstatieren, dass in der vorliegenden Stichprobe Lernhandlungssequenzen mit ähnlicher algorithmischer Komplexität auch ähnliche Eigenschaften in Bezug auf zugehörige Werte für Punkte, Fehler und Vorgehen beim Lernen haben. Oder anders ausgedrückt, bei einer Einteilung der Sequenzen in Leistungsgruppen sind sich die Lernhandlungssequenzen der Gruppenmitglieder untereinander ähnlicher im Sinne der algorithmischen Komplexität, als die Sequenzen von Gruppenmitgliedern und Nichtgruppenmitgliedern.

Die x-Dimension der Skalierungslösung korrelierte sehr hoch mit der Anzahl der Lernhandlungen, die im konkreten Fall die Länge d.h. die Anzahl der konstituierenden Elemente der untersuchten Sequenz darstellt. In der vorliegenden Untersuchung haben

also Lernhandlungssequenzen gleicher Länge auch gleiche Eigenschaften im Sinne der algorithmischen Komplexität. Dieser Zusammenhang ist nicht zwangsläufig, informationstheoretisch gesehen können auch Sequenzen mit starken Unterschieden in der Länge gleiche Eigenschaften im Sinne der algorithmischen Komplexität haben. Weiterhin bestehen zwischen der Anzahl der Schaltversuche und der x -Dimension sowie zwischen der Fehleranzahl und der x -Dimension hohe positive Korrelationen. Diese Korrelationen sind Ausdruck des schon diskutierten hohen positiven Zusammenhanges zwischen der Anzahl der Schaltversuche, der Fehleranzahl und der Anzahl der Lernhandlungen. Der Korrelationskoeffizient zwischen den Lernpunkten und der x -Dimension sind mittel und negativ, er ist zum großen Teil Ausdruck der mit der x -Dimension hoch korrelierenden Anzahl der Lernhandlungen, die ihrerseits mittel und negativ mit den Lernpunktwerten korreliert. Der mittlere negative Zusammenhang zwischen den Vorkenntniswerten des MPT und der x -Dimension ist einerseits Ausdruck des schon dargestellten Zusammenhanges zwischen Vorkenntnissen und Lernerfolg. Der Lernerfolg wiederum drückt sich in einem bestimmten Vorgehen aus, das sich in der algorithmischen Komplexität der Sequenz niederschlägt.

Die algorithmische Komplexität wird in der vorliegenden Untersuchung mit dem Lempel - Ziv Algorithmus berechnet. Dieser Algorithmus besteht nur aus den Operationen Kopieren und Einfügen. Durch das in Abschnitt 4.7 vorgestellte Vorgehen, der entscheidende Punkt ist das Aneinanderfügen zweier Sequenzen, bedeutet eine hohe Ähnlichkeit zweier Sequenzen hier das Vorliegen vieler gemeinsame Sequenzteile bzw. Sequenzbruchstücke. Im Falle der Lernhandlungssequenzen bedeutet dies das Vorliegen vieler gemeinsamer Teilfolgen von Lernhandlungssequenzen. Psychologisch gesehen drückt sich also die Kompetenz für das Konstruieren der elektrischen Schaltungen in bestimmten Lernhandlungsfolgen aus, dies wiederum drückt sich in der algorithmischen Komplexität aus.

Die Ähnlichkeiten der Testsequenzen im Sinne der algorithmischen Komplexität spiegeln ebenfalls Ähnlichkeiten der entsprechenden Versuchspersonen bei Vorgehen, bei Punkt- und Fehlerwerten wider. Die Testsequenzen der 32 Versuchspersonen ließen sich nach ihrer algorithmischen Komplexität in drei Gruppen anordnen. Diese Unterteilung war in der Abbildung der zweidimensionalen Skalierungslösung sichtbar und konnten mit einer Clusteranalyse reproduziert werden. Diese Gruppen

unterschieden sich ebenfalls bezüglich der Schaltversuche, der Punkt- und Fehlerwerte beim Testdurchgang. Die Unterschiede der Gruppen bei der Anzahl der Schaltversuche und den Punkten beim Lernen waren signifikant. Die x -Dimension der zweidimensionalen Skalierungslösung korreliert positiv und hoch mit der Anzahl der Schaltversuche und der Anzahl der Lernhandlungen und sie korreliert gering mit der Anzahl der Fehler. Wie bei den Lernsequenzen bedeutet auch bei den Testsequenzen eine ähnliche Länge eine ähnliche algorithmische Komplexität, dieser Sachverhalt hat, wie schon dargestellt, nichts mit der Natur des Konzeptes zu tun. Der Zusammenhang ist hier geringer als bei den Lernsequenzen. Zur Anzahl der Punkte im Testdurchgang gibt es einen mittleren negativen Korrelationskoeffizienten. Dieser Zusammenhang ist interessanterweise größer, als der Zusammenhang zwischen der Anzahl der Lernhandlungen und den Lernpunkten, d.h. die mittels der algorithmischen Komplexität erstellte x -Dimension kann die Punktwerte besser vorhersagen als die Anzahl der Lernhandlungen.

Zusammenfassend kann gesagt werden, dass sich in der vorliegenden Untersuchung die algorithmische Komplexität als Maß zum Vergleich von Lernhandlungssequenzen bewährt hat und das, obwohl das Verfahren von verschiedenen Gesichtspunkten aus im Grenzbereich arbeitet. Dazu einige Worte. Die Daten aus denen die Lernhandlungssequenzen bestehen, erlauben nicht die vollständige Rekonstruktion des Vorgehens des Lernenden. Die in den Rohdaten vorliegenden Informationen zu den verbundenen Polen der Bauelemente wurden nicht in die zu analysierenden Sequenzen aufgenommen. Aber selbst mit diesen Informationen wäre eine vollständige Rekonstruktion des Vorgehens noch nicht möglich. Um diese zu ermöglichen, hätten bei der Untersuchung Kabel und Pole gekennzeichnet und in der Videoauswertung kodiert werden müssen. Auf diese Art und Weise wäre auch aus den Informationen der kodierten Lernhandlungssequenz ein exakter Nachbau der jeweiligen Schaltung möglich gewesen. Da es sich nicht um eine elektrotechnische Fragestellung handelte, sondern um eine psychologische Fragestellung, bei der vor allem lernpsychologisch wichtige Handlungen von Interesse waren, wurde auf diese Art der Kodierung verzichtet.

Ein weiteres Problem liegt in den geringen Längen der untersuchten Sequenzen. Die von Benedetto et al. untersuchten Textsequenzen haben Längen von ca. 32 Kbyte, dies sind reichlich 30000 Zeichen. In der vorliegenden Untersuchung waren viele Sequenzen

kürzer 100 Zeichen, dies ist problematisch, da der Lempel - Ziv Algorithmus in Form des Packprogramms gzip zum Packen der Sequenzen verwendet wird und sich die gepackten Sequenzen häufig nur um wenige Byte unterscheiden. Der Algorithmus benötigt schon zum Packen einer leeren Sequenz 20 Byte, dies wurde zwar im Programm zur Berechnung der algorithmischen Komplexität berücksichtigt, veranschaulicht aber den Grenzbereich, in dem sich das Verfahren bewegt.

Eine letzte Einschränkung liegt in der von den Benedetto et al. verwandten Formel zur Berechnung der Verhältnisse der algorithmischen Komplexität. Sie wandten die Methode an, ein Bruchstück der gepackten Originalsequenz mit der gepackten Originalsequenz zu vergleichen. Wegen der kurzen Sequenzen und aus inhaltlichen Gründen (am Ende der Sequenz geschieht in den vorliegenden Sequenzen meist das interessanteste) wurden keine Bruchstücke sondern Originalsequenzen verwendet, die Bruchstücke wären außerdem schlicht zu kurz gewesen. Aus diesem Grund müsste der Term $S_{AB} = (\Delta_{Ab} - \Delta_{Bb}) / \Delta_{Bb} + (\Delta_{Ba} - \Delta_{Aa}) / \Delta_{Aa}$ zumindest theoretisch nicht lösbar sein, da Δ_{Bb} bei $B=b$ Null werden müsste und im oben genannten Term somit zwei Divisionen durch Null vorkommen würden. Praktisch ist dies jedoch nicht der Fall, da der Lempel Ziv Algorithmus nicht exakt arbeitet.

Trotz der beschriebenen Einschränkungen arbeitet das Verfahren gut, es ist vorstellbar, dass es bei längeren Sequenzen und genaueren Kodierungen noch bessere Ergebnisse liefert. Die Kodierung der Sequenzen, die dann anschließend auf ihre algorithmische Komplexität untersucht werden, bleibt eine Gratwanderung. Einerseits wird eine genauere Kodierung wie schon beschrieben, sehr wahrscheinlich zu einer größeren Genauigkeit in der Anordnung der Sequenzen zueinander führen. Andererseits sinkt aber bei einer extrem genauen Kodierung möglicherweise die psychologische Aussagekraft der algorithmischen Komplexität bzw. der Anordnungen nach ihr. Diese Gefahr kann bestehen, wenn die genauere Kodierung zu Lasten lernpsychologisch wichtiger Handlungen geht und die Genauigkeit der Kodierung der aufgabenspezifischen Handlungen überbetont wird. Die psychologisch wichtigen Handlungen (bspw. Informieren) könnten dann in der sehr viel größeren Anzahl der aufgabentechnisch wichtigen Handlungen (bspw. Verbinden) untergehen, da im Moment von Seiten des Verfahrens keine Möglichkeit besteht bestimmte Sequenzelemente d.h. bestimmte Lernhandlungen zu gewichten. Die Bestimmung der

algorithmischen Komplexität von Lernhandlungssequenzen und ihr Vergleich zu anderen Sequenzen ist nach den Ergebnissen der vorliegenden Untersuchungen eine geeignete Methode zur Charakterisierung dieser Lernhandlungssequenzen.

6.8 Die graphentheoretische Analyse von Lernhandlungsnetzen

Die Hypothese, dass die gewichtete Dichte der Lernhandlungsnetze negativ mit dem Lernerfolg und positiv mit der Fehleranzahl zusammenhängt, konnte bestätigt werden. Die sehr hohe Korrelation zwischen der gewichteten Dichte und der Anzahl der Lernhandlungen erklärt sich aus der Formel zur Berechnung der gewichteten Dichte. Sie wird aus dem Quotienten der Summe der Kantenwerte (dies entspricht der absoluten Anzahl der Lernhandlungen minus 1) und der Anzahl der Knoten berechnet (dies entspricht der Anzahl unterschiedlicher durchgeführte Lernhandlungen plus der Anzahl der unterschiedlichen verwendeten Objekte). Da die Anzahl der Knoten nur gering schwankt (zwischen 15 und 21), ist die gewichtete Dichte ein gutes Abbild der Anzahl der Lernhandlungen.

Die mittlere negative Korrelation zwischen der gewichteten Dichte und der Anzahl der Punkte ist Ausdruck des in der Untersuchung vorhandenen negativen Zusammenhanges zwischen der Anzahl der Lernhandlungen und der Anzahl der Lernpunkte. Die hohe positive Korrelation zwischen der Anzahl der Fehler und der gewichteten Dichte ist ebenfalls auf den Zusammenhang zwischen der Fehleranzahl und der Anzahl der Lernhandlungen zurückzuführen. Im Lichte dieser Ergebnisse erscheint es sinnvoll die gewichtete Dichte als Maß zur Beurteilung von Lernhandlungsnetzen bei Lernaufgaben zu verwenden, bei denen die Varianz der Knotenanzahl der Versuchspersonen größer ist, als in der vorliegenden Untersuchung. Dies könnten Aufgaben sein, bei denen eine große Anzahl von Lernhandlungen und Objekten von Lernhandlungen möglich ist (bspw. Lernen in Hypertext). Bei geringer Varianz der Knotenanzahl der Versuchspersonen kann die Anzahl der Lernhandlungen als einfacheres Maß verwendet werden. Besteht eine große Varianz der Knotenanzahl in der Stichprobe ist die gewichtete Dichte ein gutes Maß für die Unterschiedlichkeit des individuellen Vorgehens, vorausgesetzt die Dichte wird in Bezug auf eine bestimmte

Kantensumme, d.h. auf eine bestimmte Anzahl von Lernhandlungen berechnet.

Die Hypothese, dass Versuchspersonen mit ähnlichem soziometrischem Status von Knoten ihrer Lernhandlungsnetze auch in Bezug auf Lernerfolgs- und Fehlermaße ähnlich sind, konnte bestätigt werden. Analysiert wurden von 30 Versuchspersonen die Knoten „verbinden“, „Verbindung löschen“, „schalten“, „Aufgabenblatt“ und „Informationsblatt“. Anhand der Werte des soziometrischen Status der Knoten wurden die Lernhandlungssequenzen durch Clusteranalyse Gruppen zugeteilt. Eine Gruppe zeichnete sich durch hohe Werte der Knoten bei diesem Maß aus, die andere durch niedrige Werte. Diese Gruppen unterschieden sich signifikant in der Anzahl der Lernhandlungen, der Anzahl der Schaltversuche, der Lernpunkte und der Fehlerwerte beim Bearbeiten der Lernaufgabe im Lerndurchgang. Die Gruppen wurden bezüglich ihres Lernerfolges „gute Lerngruppe“ und „schlechte Lerngruppe“ benannt.

Die Unterschiede der Gruppen bei der Anzahl der Lernhandlungen lassen sich teilweise durch die Formel zur Berechnung des soziometrischen Status von Knoten erklären. Der soziometrische Status eines Knotens ist der Quotient der Summe von Emissions- und Rezeptionsgrad eines Knotens und der Anzahl unterschiedlicher Knoten, d.h. alle ein- und ausgehenden Verbindungen des Knotens werden auf die Anzahl unterschiedlicher Knoten bezogen. Je mehr ein und ausgehende Verbindungen ein Knoten in einem Verhaltensnetz hat, desto häufiger kommt er vor, desto größer sein soziometrischer Status. Die Gruppe mit hohem soziometrischen Status der untersuchten Knoten, muss demzufolge auch ein häufigeres Vorkommen dieser Knoten haben, vorausgesetzt die Anzahl der möglichen Knoten bleibt annähernd vergleichbar zwischen den Versuchspersonen bzw. Gruppen. Für die Anzahl der Schaltversuche lässt sich ähnliches sagen. Ein Schaltversuch war als Schalten nach einer geänderten Schaltung definiert und wurde nur einmal gezählt. Ein hoher soziometrischer Status der Knoten „Verbinden“, „Verbindung löschen“ und „Schalten“ muss also stark mit der Anzahl der Schaltversuche zusammenhängen.

Bezüglich des Lernerfolges und der Fehleranzahl sind die Unterschiede beider Gruppen signifikant. In der schlechten Lerngruppe mit 9 Personen, die im Durchschnitt 50% der möglichen Punktzahl erreichte, hat eine Person die volle Punktzahl. In der guten Lerngruppe mit 21 Versuchspersonen, die im Durchschnitt 76% der Punktzahl erreichte, haben 9 Personen die volle Punktzahl. Die restlichen 11 Personen erreichten

56% der möglichen Punkte, sie liegen damit nur knapp über dem Ergebnis der schlechten Lerngruppe. Der soziometrische Status von Knoten ist, wie ausgeführt, in der vorliegenden Untersuchung im Prinzip ein Häufigkeitsmaß. Eine vergleichsweise geringe Häufigkeit der untersuchten Knoten bedeutet also nicht unbedingt einen guten Lernerfolg. Dieser Punkt betrifft vor allem Versuchspersonen, die die Wechselschaltung falsch konstruierten, aber von ihrer Richtigkeit überzeugt waren und deshalb die Konstruktion beendeten. Die Fehleranzahl beider Gruppen unterscheidet sich deutlich, ein hoher soziometrischer Status der untersuchten Knoten, geht mit einer hohen Fehleranzahl einher. Dies betrifft vor allem Versuchspersonen, die falsche mentale Modelle der Schaltungen hatten. Hierbei sind als typische Fehler der Kurzschluss (die Lampe geht beim *Einschalten* aus, da der Schalter kurzgeschlossen ist) und die Einpoligkeit (die Lampe geht nicht an, da nur ein Pol angeschlossen ist) zu nennen. Dies führte dazu, dass die Lampen beim Schalten häufig nicht leuchteten, weswegen die Schaltung häufig umgebaut wurde.

Die Unterschiede beider Gruppen beim soziometrischen Status der Knoten Informationsblatt und Aufgabenblatt verfehlen knapp die Signifikanzgrenze. Schlechte Lerner haben in der Untersuchung also einen geringeren soziometrischen Status des Knotens Informationsblatt und einen größeren soziometrischen Status des Knotens Aufgabenblatt, was jeweils als absolutes Vorkommen benannter Knoten in Bezug auf die Anzahl unterschiedlicher Knoten zu deuten ist.

Die untersuchten soziometrischen Maße, gewichtete Dichte und soziometrischer Status, sind durchaus geeignet zur Beurteilung von Lernhandlungsnetzen (vgl. Abschnitt 2.1), die ja letztlich Lernhandlungssequenzen darstellen. Da sich beide Maße auf die Anzahl unterschiedlicher Knoten im speziellen Lernhandlungsnetz beziehen, ist zur Interpretation das Vorliegen von Verhaltensnetzen hilfreich. Aus den Netzen kann unter anderem abgeleitet werden, ob die Anzahl der Knoten der verschiedenen Lernhandlungsnetze vergleichbar ist. Wenn die Knotenanzahl der untersuchten Lernhandlungsnetze sich geringfügig unterscheidet, hängt die gewichtete Dichte eines Lernhandlungsnetzes stark mit der Länge der Lernhandlungssequenz zusammen und der soziometrische Status eines Knotens hängt stark mit dessen relativer Häufigkeit zusammen. Je größer die Varianz der Knotenanzahl in einer Stichprobe ist, desto mehr ist der soziometrische Status eines Knotens ein Zentralitätsmaß, er stellt die Bedeutung,

die Wichtigkeit, des Knotens im speziellen Fall dar. Die gewichtete Dichte stellt dann das Verhältnis der gesamten realisierten Handlungen zur Anzahl unterschiedlicher Knoten dar.

Eine sehr gute Möglichkeit zu Beurteilung einzelner Lernhandlungssequenzen stellt die Analyse der aus den Sequenzen erstellten Lernhandlungsnetze dar. In diesen Netzen ist der Verlauf der gesamten Lernsequenz übersichtlich dargestellt, vorausgesetzt es gibt nicht zu viele unterschiedliche Lernhandlungen. Durch die Darstellung der Kantenwerte sind typische Lernhandlungsabläufe leicht zu identifizieren. Die Bedeutung eines Knotens im Lernhandlungsnetz erschließt sich leicht aus der Summe der ein- und ausgehenden Kanten.

Nach den vorliegenden Ergebnissen eignen sich graphentheoretische Methoden der Lernhandlungssequenzanalyse vor allem zur Untersuchung von Einzelfällen. Anhand der Möglichkeit grafische Lernhandlungsnetze zu erstellen, ist es möglich, sich schnell einen Überblick über den speziellen Lernverlauf zu verschaffen.

Informationstheoretische Maße wie Entropie oder algorithmische Komplexität eignen sich vor allem als allgemeine sequenzbeschreibende Maße. Anhand dieser Maße lassen sich die Lernhandlungssequenzen verschiedener Versuchspersonen, bspw. mittels Clusteranalyse, gruppieren. Die Ergebnisse der Arbeit zeigen, dass sich die durch informationstheoretische Maße gebildeten Gruppen auch hinsichtlich ihres Lernerfolges unterscheiden.

6.9 Zusammenfassung

Ausgangspunkt der vorliegenden Arbeit waren Defizite bei der Erforschung von Lernstrategien. Diese Defizite äußern sich in geringen Zusammenhängen zwischen Selbstauskünften über Lernstrategien und tatsächlich angewandten Lernstrategien bzw. Selbstauskünften über Lernstrategien und Lernerfolg. Eine Kommentierung dieser Defizite in der Fachliteratur führt häufig zur Forderung Lernstrategien handlungsnah zu erheben (Artelt, 2000; Friedrich & Mandl, 2006). Veenman (2005) weist darauf hin, dass auch bei Untersuchungen der Wirkung metakognitiven Verhaltens auf den

Lernerfolg eine handlungsnaher Erfassung derartigen Verhaltens notwendig sei, um zu validen Aussagen über die Wirkung von Metakognition zu gelangen.

Zur Umsetzung der Forderung nach einer handlungsnahen Analyse von Lernprozessen musste ein Lerngegenstand gefunden werden, bei dem sich Lernhandlungen gut beobachten lassen. In der vorliegenden Arbeit wurden die Handlungssequenzen Lernender, beim Erlernen einfacher elektrischer Schaltungen mit einem Baukastensystem, analysiert. Ein derartiger Lerngegenstand ist wegen der vielen Manipulationsmöglichkeiten, die ein Baukastensystem bietet, gut geeignet das Vorgehen vom Lernenden beim Lernen zu beobachten. Die Probanden hatten die Aufgabe Reihen-, Parallel- und Wechselschaltung aufzubauen und zu lernen. Dazu standen ein Lerndurchgang mit 20 min Dauer und ein Testdurchgang von 10 min Dauer zur Verfügung. Im Lerndurchgang sollten alle drei Schaltungen konstruiert werden, im Testdurchgang nur Parallel- und Wechselschaltung. Zwischen Lern- und Testdurchgang wurde eine Distraktoraufgabe eingefügt, um zu verhindern, dass zufällig gefundene Lösungen ohne weiteres erneut reproduziert werden konnten. 16 der 32 Versuchspersonen absolvierten den Durchgang unter der Bedingung Kurzschlusswarner, d.h. sie bekamen bei Kurzschluss eine akustische Rückmeldung. Da sich die im Versuch verwendete Stromquelle (Batterien) bei Kurzschluss aufgrund ihres hohen Innenwiderstandes nur langsam entlud, war ein Kurzschluss, im Gegensatz bspw. zum Hausstromnetz, für Anfänger nicht sofort erkennbar. Aus diesem Grund wurde für eine Gruppe mit einem akustischen Kurzschlussmelder eine Bedingung geschaffen, die eine sofortige Erkennbarkeit eines Kurzschlusses gewährleistete. Obwohl die Aufgaben sehr einfach anmuten, wurden sie von vielen Probanden nicht gelöst. Die Reihenschaltung erlernten 15% der Probanden nicht, die Parallelschaltung 40% nicht und die Wechselschaltung erlernten 50% nicht.

Das Vorgehen der Versuchspersonen während der Schaltungskonstruktion wurde mit einer Videokamera aufgenommen. Als theoretisches Konzept zur Kategorisierung der Handlungen wurde das Zustands-Änderung-Konzept (Schott, 1992; Schott et al., 1981; Schott & Seidel, 1997) benutzt. Jede Änderung bei Auf-, Ab-, und Umbau der Schaltungen wurde kategorisiert, ebenso Handlungen der Versuchspersonen mit beigelegten Informationsblättern bzw. Aufgabenblättern. Das Ergebnis der

Kategorisierung war eine Sequenz von Lernhandlungen (mit den Objekten der Lernhandlungen), bei der auch die Dauer jeder Lernhandlung vorlag.

Als Kontrollvariablen wurden vor Lernbeginn Motivation, Emotion, Lernstrategien, allgemeines und spezielles Vorwissen erhoben. Ein Ziel der Arbeit war die Replikation bekannter Zusammenhänge zwischen Vorwissen, Motivation, Emotion, Lernstrategien auf der einen Seite und Vorgehen beim Lernen und Lernleistung auf der anderen Seite. Die aus der psychologischen Forschung bekannten Zusammenhänge zum Lernen ließen sich für die durch Selbstauskünfte erhobenen Variablen Vorwissen, Lernstrategien und Emotionen weitgehend replizieren, was auch erwartet wurde.

Zwischen allgemeinem und speziellem Vorwissen auf der einen Seite und dem Lernerfolg auf der anderen Seite konnte ein positiver Zusammenhang nachgewiesen werden. Erwartungsgemäß ließen sich keine Zusammenhänge zwischen Selbstauskünften über Lernstrategien und tatsächlich angewandten Lernstrategien bzw. zwischen Selbstauskünften über Lernstrategien und Lernerfolg nachweisen. Im Gegensatz dazu ließen sich aber ein positiver Zusammenhang zwischen tatsächlich angewandten Tiefenstrategien beim Lernen und dem Lernerfolg und ein negativer Zusammenhang zwischen tatsächlich angewandten Oberflächenstrategien und der Fehlerzahl beim Lernen nachweisen. So wie Intelligenz nicht durch Aussagen von Versuchspersonen über ihre Intelligenz gemessen wird, sondern über die Ergebnisse von Aufgaben, so sollten Lernstrategien anhand von realen Lernaufgaben erhoben werden. Derartige Analysen sind sehr aufwendig. Eine Ökonomisierung könnte durch die Verwendung standardisierter Aufgaben und Aufzeichnung der Aufgabenbearbeitung bzw. unmittelbare Befragung nach der Aufgabenbearbeitung erreicht werden. Zwischen den positiven Emotionen und dem Lernerfolg konnte ein positiver Zusammenhang nachgewiesen werden, bei negativen Emotionen konnte kein Zusammenhang nachgewiesen werden. In der Untersuchung konnte ein positiver Einfluss der motivationalen Variable Interesse, bei Versuchspersonen, die sich durch die Lernaufgabe niedrig herausgefordert fühlten, auf den Lernerfolg nachgewiesen werden. Ein Einfluss anderer motivationaler Variablen auf das Lernen konnte in der Untersuchung nicht nachgewiesen werden. Zur genauen Untersuchung der Variablenwirkungen sind Verlaufsmessungen dieser nötig. Dies erscheint mit Bezug auf die dargestellten Forschungsergebnisse gerade bei Emotionen wichtig, erfolgte aber in

dieser Untersuchung nicht. Derartige Verlaufsmessungen bei Emotionen sind aufwendig, dürften aber neue Erkenntnisse zur Steuerungsfunktion von Emotionen beim Lernen liefern.

Zur Untersuchung von Antworttendenzen in den Vorbefragungen und deren Zusammenhang zum Lernerfolg wurden die Vorbefragungswerte einer Faktorenanalyse unterzogen. Es ergab sich ein interessanter Faktor, der Vorwissen, Interesse und positive Stimmung verknüpfte. Dieser Faktor korrelierte positiv und signifikant mit Lernerfolgsmaßen wie Punktzahl und Fehlerzahl. Dies zeigt, dass es lohnend sein kann, auch das Zusammenspiel verschiedener Variablen beim Lernen zu analysieren. Eine integrative Lerntheorie, die Emotionen, Motivation und ggf. weitere Variablen berücksichtigt (Schott, 2002), muss auch Wechselwirkungen dieser Variablen berücksichtigen, dazu sind weitere Untersuchungen nötig.

Die aus der Analyse des konkreten Lernverhaltens gewonnenen Daten lagen in der Form von Sequenzen vor. In diesen Sequenzen waren sowohl Handlungen als auch die Objekte der Handlungen chronologisch enthalten. Methodisch gesehen handelt es sich hierbei um multidimensionale, kategoriale, nonparametrische Daten. Ein Ziel der vorliegenden Arbeit war die Untersuchung der Brauchbarkeit graphentheoretischer und informationstheoretischer Methoden zur Analyse derartiger Sequenzen von Lernhandlungen.

Die Graphentheorie ist ein relativ junges Teilgebiet der Mathematik. König (1936) wird mit der "Theorie der endlichen und unendlichen Graphen" als entscheidender Bahnbrecher angesehen. Die Graphentheorie ist seit ihrer Begründung ein großer und wichtiger Zweig der Mathematik geworden. Für eine weitergehende, umfangreiche Einführung in die Graphentheorie sei auf Diestel (2000) und Halin (1989) verwiesen. Praktische Anwendungen graphentheoretischer Konzepte sind die Optimierung von Routenplanungen, die Konzeption und Analyse von Computernetzwerken und die Konzeption großer Verkehrsnetze. In der Lernforschung werden graphentheoretische Ansätze bisher nur zur Analyse von Logfile-Daten verwandt (Astleitner, 1997; Unz, 2000). Derartige Daten erhält man, wenn bspw. die Navigation eines Nutzers auf einer Internetseite aufgezeichnet wird. In der vorliegenden Arbeit wurde aus jeder einzelnen Lernhandlungssequenz ein Graph erstellt. Die Lernhandlungen bzw. Objekte der Lernhandlungen stellten die Knoten dar und die Häufigkeiten der Übergänge stellten die

Kanten des Graphen dar. Derartige Graphen lassen sich auch als grafische Netzwerke darstellen. Damit kann der Lerndurchgang einer Versuchsperson dargestellt werden. Ein derartiges grafisches Netzwerk wurde in der Untersuchung als Lernhandlungsnetz bezeichnet. Es wurden für gut und schlecht lernende Versuchspersonen Lernhandlungsnetze erstellt. Schlechte Lerner unterschieden sich deutlich in der Gestalt ihrer Lernhandlungsnetze von guten Lernern. Anhand graphentheoretischer Dichte- und Zentralitätsmaße ließen sich diese Unterschiede spezifizieren. Schlechte Lerner wiesen eine höhere Dichte ihrer Netze auf, als gute Lerner und sie unterschieden sich im soziometrischen Status ihrer Knoten von guten Lernern. Ausgehend von den Ergebnissen der Arbeit kann festgehalten werden, dass sich graphentheoretische Methoden, vor allem durch ihre Visualisierungsmöglichkeiten, sehr gut zur Einzelfallanalyse beim Lernen eignen.

Lernhandlungssequenzen können auch, wie jegliche Symbolsequenzen, mit informationstheoretischen Maßen beschreiben werden. Informationen können, mathematisch gesehen, als diskrete Mengen von Symbolen (dies können Buchstaben und Wörter sein) aus einem Symbolalphabet betrachtet werden. Shannon (1948) wählte einen wahrscheinlichkeitstheoretischen Zugang zur Vorhersage der einzelnen Symbolhäufigkeiten in Symbolfolgen. Dieser Ansatz führte zu einem mathematischen Ausdruck, der formal aber auch inhaltlich der thermodynamischen Entropie gleicht, daher wurde der Begriff Entropie bzw. Shannon-Entropie im Zusammenhang mit Informationen geprägt (Khinchin, 1957). In der vorliegenden Arbeit wurde für jede Lernhandlungssequenz die Entropie berechnet. Es ergab sich ein positiver Zusammenhang der Entropie zum Lernerfolg.

Ein anderes informationstheoretisches Maß ist die algorithmische Komplexität, sie wurde von Kolmogorov (1965) als die Länge (in Bit) des kürzesten Computerprogramms, das die betreffenden Sequenzen reproduzieren kann, definiert. Die algorithmische Komplexität nähert sich bei Verbesserung des sequenzbeschreibenden Algorithmus der Entropie der Symbolsequenz an. Benedetto, Caglioti, & Loreto (2002) benutzten die algorithmische Komplexität als Entropiemaß um die Herkunft europäischer Sprachen zu identifizieren und empfehlen ihr Verfahren zur Analyse jeglicher Symbolsequenzen. Dieses Verfahren wurde eingesetzt um die Lernhandlungssequenzen der Versuchspersonen beim Erlernen der elektrischen

Schaltungen gemäß ihrer algorithmischen Komplexität zu gruppieren und zu analysieren, ob sich informationstheoretische Ähnlichkeit in psychologischer Ähnlichkeit (Lernerfolg, Fehleranzahl) niederschlägt. Eine ähnliche algorithmische Komplexität von Lernhandlungssequenzen bedeute in der dargestellten Untersuchung auch Ähnlichkeit dieser Sequenzen in wichtigen lernpsychologischen Maßen wie Fehleranzahl oder Lernerfolg. Mit der algorithmischen Komplexität liegt ein viel versprechendes Maß vor, mit der eine Lernhandlungssequenz als Ganzes beschrieben werden kann, unter Beachtung der Reihenfolge der einzelnen Handlungen.

Die Ergebnisse der Arbeit zeigen, dass die handlungsnahe Analyse von Lernprozessen ein richtiger Weg zum besseren Verständnis von Lernen ist. Hier wird vor allem Forschungsbedarf gesehen, um die sehr aufwendigen Untersuchungen zu ökonomisieren. Die Brauchbarkeit der angewandten graphentheoretischen und informationstheoretischen Methoden muss sich in weiteren Untersuchungen erweisen, bei denen andere Lerngegenstände verwendet werden.

7 Literatur

- Abele, A. (1999). Motivationale Mediatoren von Emotionseinflüssen auf die Leistung. In M. Jerusalem & R. Pekrun (Hrsg.), *Emotion, Motivation und Leistung* (S. 31-49). Göttingen: Hogrefe.
- Al Diban, S. (2002). *Diagnose mentaler Modelle*. Hamburg: Verlag Dr. Kovac.
- Artelt, (2000). *Strategisches Lernen*. Münster: Waxmann.
- Artelt, (2006). Lernstrategien in der Schule. In H. Mandl & H. F. Friedrich (Hrsg.), *Handbuch Lernstrategien*. Göttingen: Hogrefe.
- Astleitner, H. (1997). *Lernen in Informationsnetzen*. Frankfurt am Main: Lang.
- Azizi-Ghanbari, S. (2000). *Approximative Prozessmodellierungen in der empirisch-erziehungswissenschaftlichen Forschung*. Aachen: Shaker Verlag.
- Baumert, J. & Köller, O. (1996). Lernstrategien und schulische Leistung. In J. Möller & O. Köller (Hrsg.), *Emotionen, Kognitionen und Schulleistung* (S. 137 - 154). Weinheim: Beltz.
- Benedetto, D., Caglioti, E. & Loreto, V. (2002). Language Trees and Zipping. *Physical Review Letters*, VOLUME 88, NUMBER 4, 1-4.
- Biggs, J. (1987). *The Study Process Questionnaire (SPQ): Manual*. Hawthorn: Australian Council for Educational Research.
- Biggs, J. (1993). What do inventories of students' learning processes really measure? A theoretical review and clarification. *British Journal of Educational Psychology*, 63 1, 3 - 19.
- Biggs, J., Kember, D. & Leung, D. Y. P. (2001). The revised two-factor Study Process Questionnaire: R-SPQ-2F. *British Journal of Educational Psychology*, 71(1), 133-149.
- Bjorklund, D. F. & Harnishfeger, K. K. (1990). Children's strategies: Their definitions and origins. In D. F. Bjorklund (Hrsg.), *Children's strategies: Contemporary views of cognitive development* (S. 309-323). Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Boekaerts, M. (1992). The adaptable learning process: Initiating and maintaining behavioural change. *Applied Psychology: An International Review Educational psychology*, 41(4), 377-397.
- Bolte, A., Goschke, T. & Kuhl, J. (2003). Emotion and intuition: Effects of positive and negative mood on implicit judgments of semantic coherence. *Psychological Science*, 14, 416-421.
- Borges, A. T. & Gilbert, J. K. (1999). Mental models of electricity. *International Journal of Science Education*, 21, 95-117.
- Brew, C. R. (2002). Kolb's learning style instrument: Sensitive to gender. *Educational & Psychological Measurement*, 62(2), 373-390.
- Broadbent, D. E. (1985). A question of levels: Comment on McClelland and Rumelhart. *Journal of experimental Psychology: General*, 114, 189-192.
- Bühl, A. & Zöfel, P. (1995). *SPSS für Windows Version 6.1*. Bonn: Addison-Wesley Publishing Company.
- Buss, M. D. (2004). *Evolutionäre Psychologie*. München: Pearson Studium.
- Canter, D., Rivers, R. & Storrs, G. (1985). Characterizing User Navigation Through Complex Data Structures. *Behaviour and Information Technology*, 4(2), 93-102.

- Clore, G. L. & Ortony, A. (2000). Cognition in emotion: Always, sometimes, or never? In R. D. Lane & N. L. (Hrsg.), *Cognitive neuroscience of emotion* (S. 24-61). New York: Oxford University Press.
- Craik, F. I. & Lockhart, R. S. (1972). Levels of processing: A framework for memory research. *Journal of Verbal Learning and Verbal Behaviour*, 11, 671 - 684.
- Craik, F. I. & Tulving, E. (1975). Depth of processing and the retention of words in episodic memory. *Journal of experimental Psychology: General*, 104(268-294).
- Damasio, A. R. (2001). *Descartes' Irrtum. Fühlen, Denken und das menschliche Gehirn*. München: dtv.
- Devlin, K. (2001). Claude Shannon, 1916 - 2001. *Focus: The Newsletter of the Mathematical Association of America*, 21, 20 - 21.
- Diestel, R. (2000). *Graphentheorie*. Heidelberg: Springer-Verlag.
- Dörner, D. (1999). *Bauplan für eine Seele*. Hamburg: Rowohlt.
- Duff, A. (2003). Quality of Learning on an MBA Programme: The impact of approaches to learning on academic performance. *Educational Psychology*, 23(2), 123-139.
- Duff, A. & Duffy, T. (2002). Psychometric properties of Honey & Mumford's Learning Styles Questionnaire (LSQ). *Personality & Individual Differences*, 33(1), 147-163.
- Duncan, R. L. (2003). Whatever happened to Information Theory in Psychology? *Review of General Psychology*, 7, 183 - 188.
- Einsiedler, W. (1996). Wissensstrukturierung im Unterricht. Neuere Forschung zur Wissensrepräsentation und ihre Anwendung in der Didaktik. *Zeitschrift für Pädagogik*, 42, 2, 167-191.
- Ekman, P. & Rosenberg, E. L. (1997). *What the face reveals*. Oxford: Oxford University Press.
- Entwistle, N. (1988). Motivational factors in students' approaches to learning. In R. R. Schmeck (Hrsg.), *Learning strategies and learning styles*. New York, NY, US: Plenum Press.
- Entwistle, N., Tait, H. & McCune, V. (2000). Patterns of response to an approaches to studying inventory across contrasting groups and contexts. *European Journal of Psychology of Education Dissonant study orchestration in higher education: Manifestation and effects*, 15(1), 33-48.
- Evans, D. (2004). The Search Hypothesis of Emotion. In D. Evans & P. Cruse (Hrsg.), *Emotion, Evolution and Rationality* (S. 179 - 191). Oxford: Oxford University Press.
- Ferrell, D. M. J. R. (2003). The relationship between training in learning style adaptation and successful completion of entry-level community college classes. *Dissertation Abstracts International Section A: Humanities & Social Sciences*, 63(12-A), 4198.
- Fiedler, K. & Bless, H. (2000). The formation of beliefs at the interface of affective and cognitive processes. In N. H. Frijda, S. R. Manstead & S. Bem (Hrsg.), *Emotions and Beliefs. How Feelings Influence Thoughts* (S. 144-170). Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- Flavell, F. H. (1977). *Cognitive Development*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.
- Fredette, N. & Lochhead, J. (1980). Students conceptions of simple circuits. *The physics Teacher*, 18(3), 194-198.

- Friedrich, H. F. & Mandl, H. (1992). Lern- und Denkstrategien. In F. E. Weinert & H. Mandl (Hrsg.), *Lern und Denkstrategien: Analyse und Interventionen-* (S. 3-54). Göttingen: Hogrefe.
- Friedrich, H. F. & Mandl, H. (2006). Lernstrategien: Zur Strukturierung des Forschungsfeldes. In H. Mandl & H. F. Friedrich (Hrsg.), *Handbuch Lernstrategien*. Göttingen: Hogrefe.
- Ganter, B. & Wille, R. (1999). *Formal Concept Analysis: Mathematical Foundations*. Berlin, Heidelberg: Springer.
- Goschke, T. (2002). Die psychologische Analyse von Gefühlen. In S. A. Döring & V. Meyer (Hrsg.), *Die Moralität der Gefühle*. Berlin: Akademie Verlag.
- Grigorenko, E. L. & Sternberg, R. J. (1995). Thinking styles. In D. H. Saklofske & M. Zeidner (Hrsg.), *International handbook of personality and intelligence*. New York, NY, US: Plenum Press.
- Hacker, D. J. (1998). Metacognition: Definitions and empirical foundations. In D. J. Hacker, J. Dunlosky & A. C. Graesser (Hrsg.), *Metacognition in educational theory and practice*. Mahwah, NJ: Erlbaum.
- Hagerty, M. R. (1985). Improving the predictive power of conjoint analysis. The use of factor analysis and cluster analysis. *Journal of Marketing Research*, 22, 168–184.
- Halin, R. (1989). *Graphentheorie*. Berlin: Akademie-Verlag.
- Hasselhorn, M. (1992). Metakognition und Lernen. In N. G. (Hrsg.), *Lernbedingungen und Lernstrategien. Welche Rolle spielen kognitive Verstehtensstrukturen?* (S. 35-63). Tübingen: Narr.
- Hasselhorn, M. (1996). *Kategoriales Organisieren bei Kindern. Zur Entwicklung einer Gedächtnisstrategie*. Göttingen: Hogrefe.
- Heckhausen, H. (1987). Wünschen – Wählen – Wollen. In H. Heckhausen, P. M. Gollwitzer & F. E. Weinert (Hrsg.), *Jenseits des Rubikon: Der Wille in den Humanwissenschaften* (S. 3-9). Berlin: Springer.
- Heckhausen, H. (1989). *Motivation und Handeln*. Berlin: Springer.
- Henson, R. K. & Hwang, D.-Y. (2002). Variability and prediction of measurement error in a Kolb's Learning Style Inventory Scores: A reliability generalization study. *Educational & Psychological Measurement Reliability generalization (RG) as a measurement meta-analytic method.*, 62(4), 712-727.
- Hill, J., Armstrong, S. J., Graff, M., Rayner, S. & Sadler-Smith, E. (2003). *Learning and Cognitive Styles: Conceptions and Uses in Teaching and Learning*. Sunderland: Sunderland University Press.
- Honey, P. & Mumford, A. (1992). *The Manual of Learning Styles*. Berkshire: Maidenhead.
- Isen, A. M. (1994). Toward understanding the role of affect in cognition. In R. S. Wyer & T. K. Srull (Hrsg.), *Handbook of Social Cognition* (Bd. 3, S. 174-236). Hillsdale, N. J: Lawrence Erlbaum Assoc.
- Jaekel, M. (1997). *Einflüsse der Stimmung auf Werbewirkungen*. Aachen: Shaker Verlag.
- Jonassen, D. H. & Grabowski, B. L. (1993). *Handbook of individual differences, learning, and instruction*. Hillsdale, NJ, England: Lawrence Erlbaum Associates, Inc.
- Jones, C. F. N. (2001). Are learning styles subject-area sensitive? *Dissertation Abstracts International Section A: Humanities & Social Sciences*, 61(9-A), 3453.

- Kärrqvist, C. (1985). The development of concepts by means of dialogues centred on experiments. In R. Duit, W. Jung & C. von Rhoneck (Hrsg.), *Aspects of Understanding Electricity* (S. 215-226). Kiel: IPN.
- Khinchin, A. I. (1957). *Mathematical Foundations of Information Theory*. New York: Dover Publications.
- Kolb, D. A. (1985). *Learning Style Inventory*. Boston, Massachusetts: McBer and Company.
- Kolb, D. A., Boyatzis, R. E. & Mainemelis, C. (2001). Experiential learning theory: Previous research and new directions. In R. J. Sternberg & L.-f. Zhang (Hrsg.), *Perspectives on thinking, learning, and cognitive styles*. Mahwah, NJ, US: Lawrence Erlbaum Associates.
- Kolmogorov, A. M. (1965). Three approaches to the definition of the concept quantity in information. *IEEE Trans. Inf. Theory, IT 14*, 662-669.
- König, D. (1936). *Theorie der endlichen und unendlichen Graphen*. Leipzig: Akademische Verlagsgesellschaft.
- Krapp, A. (1992). *Das Interessekonstrukt*. Münster: Aschendorff.
- Krapp, A. (1993). Lernstrategien: Konzepte, Methoden und Befunde. *Unterrichtswissenschaft, 4*, 291-311.
- Krohne, H. W., Egloff, B., Kohlmann, C. W. & Tausch, A. (1996). Untersuchungen mit einer deutschen Form der Positive and Negative Affect Schedule (PANAS). *Diagnostica, 42*, 139-156.
- Kuhl, J. (1983). *Motivation, Konflikt und Handlungskontrolle*. Berlin: Springer.
- Kuhl, J. (Hrsg.). (1985). *Volitional mediators of cognition-behavior consistency: Self-regulatory processes and action versus state orientation*. Berlin: Springer.
- Lempel, A. & Ziv, J. (1977). On the Complexity of Finite Sequences. *IEEE Transactions on information theory, IT-22 (1)*, 75-81.
- Li, M. & Vitányi, P. (1997). *An Introduction to Kolomogorov Komplexity an It's Applications*. New Yorck: Springer.
- Lind, G. & Sandmann, A. (2003). Lernstrategien und Domanenwissen. Translated Title: Learning strategies and domain knowledge. *Zeitschrift für Psychologie, 211(4)*, 171-192.
- Lompscher, J. (1992). Zum Problem der Lernstrategien. In *LLF-Berichte*. Berlin: Humbolt-Universität.
- Lompscher, J. (1995). *Erfassung von Lernstrategien auf Reflexionsebene*. Potsdam: Universität Potsdam.
- Loo, R. (1996). Construct validity and classification stability of the revised Learning Style Inventory (LSI-1985). *Educational & Psychological Measurement, 56(3)*, 529-536.
- Mandl, H., Friedrich, H. F. & Hron, A. (Hrsg.). (1988). *Theoretische Ansätze zum Wissenserwerb*. München, Weinheim: Psychologie-Verlags-Union 1988.
- Marr, D. (1982). *Vision: A Computational Inestigation into the Human Representation and Processing of Visual Information*. San Francisco CA: Freeman.
- Marshall, S. P. (1995). *Schemas in Problem solving*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Marton, F. & Säljö, R. (1976). On qualitative differences in learning: - Outcome and process. *British Journal of Educational Psychology, 46*, 4 - 11.
- Nicholls, J. G. (1989). *The competitive ethos and democratic education*. Cambridge, MA: Harvard University Press.

- Oatley, K. & Johnson-Laird, P. L. (Hrsg.). (1996). *The communicative theory of emotions: Empirical tests, mental models, and implications for social interaction*. Mahwah, NJ: Erlbaum.
- Osborne, R. (1981). Children's ideas about electric circuits. *New Zealand Science Teacher*, 29, 12-19.
- Osborne, R. (1983). Toward modifying children's ideas about electric current. *Research in Science and Technology Education*, 1(1), 73-82.
- Osborne, R. & Freyberg, P. (1985). *Learning in Science. The Implication of Children's science*. Auckland: Heinemann.
- Paramo, M. F. & Tinajero, C. (1990). Field dependence/independence and performance in school: An argument against neutrality of cognitive style. *Perceptual & Motor Skills*, 70(3, Pt 2), 1079-1087.
- Pintrich, P. R. & Garcia, T. (1993). Intraindividual differences in students' motivation and self-regulated learning. *Zeitschrift für Pädagogische Psychologie*, 7 2-3, 99 - 107.
- Pöschel, T. (1996). Kann die Entropie von Sequenzen vermittelt der Kompressibilität gemessen werden? In J. Freund (Hrsg.), *Dynamik, Evolution, Strukturen: Nichtlineare Dynamik und Statistik komplexer Strukturen* (S. 191-201). Berlin: Köster.
- Pressley, M., Borkowski, J. G. & Schneider, W. (1989). Good information processing: What it is and how education can promote it. *International Journal of Educational Research*, 13(857 - 867).
- Rheinberg, F. (1989). *Zweck und Tätigkeit*. Göttingen: Hogrefe.
- Rheinberg, F. & Vollmeyer, R. (2000). *Sachinteresse und leistungsthematische Herausforderung - zwei verschiedenartige Motivationskomponenten und ihr Zusammenwirken beim Lernen*. Münster: Waxmann.
- Rheinberg, F. & Vollmeyer, R. (2001). FAM: Ein Fragebogen zur Erfassung aktueller Motivation in Lern- und Leistungssituationen. *Diagnostica*, 47, 57-66.
- Rumelhart, D. E. & J.L., M. (1985). Levels indeed; A response to Broadbent. *Journal of experimental Psychology: General*, 114, 193-197.
- Schiefele, U. (1996). *Motivation und Lernen mit Texten*. Göttingen: Hogrefe.
- Schiefele, U. & Pekrun, R. (1996). Psychologische Modelle des fremdgesteuerten und selbstgesteuerten Lernens. In F. E. Weinert (Hrsg.), *Enzyklopädie der Psychologie. Pädagogische Psychologie: Bd. 2. Psychologie des Lernens und der Instruktion*. (S. 249 - 278). Göttingen: Hogrefe.
- Schmeck, R. R. (1988). *Learning strategies and learning styles*. New York: Plenum Press.
- Schmidt, R. A. (1975). A schema theory of discrete motor skill learning. *Psychological Review*, 82, 225-260.
- Schneider, W. (1985). Developmental trends in the metamemory - memory behaviour relationship. An integrative review. In F.-P. D.L., M. G.E. & W. T.G. (Hrsg.), *Metakognition, cognition, and human performance* (Bd. 1, S. 57-109). Orlando, FL: Academic Press.
- Schneider, W. (1996). Zum Zusammenhang zwischen Metakognition und Motivation bei Lern- und Gedächtnisvorgängen. In C. Spiel, U. Kastner-Koller & P. Deimann (Hrsg.), *Motivation und Lernen aus der Perspektive lebenslanger Entwicklung* (S. 121-133). Münster: Waxmann.

- Schott, F. (1992). The Useful Representation of Instructional Objectives: A Task Analysis of Task Analysis. In S. Dijkstra, H. P. M. Krammer & J. J. G. Merriënboer van (Hrsg.), *Instructional Models in Computer-Based Learning Environments*. Berlin, Heidelberg, New York.
- Schott, F. (2005). *Vom Umgang mit Wissen*. Unveröffentlichtes Vorlesungsmanuskript, Technische Universität Dresden, Dresden.
- Schott, F., Azizi-Ghanbari, S. & Schubert, T. (2004). *Eine prozessorientierte Alternative zur Erfassung von Lernstrategien*. Paper presented at the 65. Tagung der AEPF, Nürnberg.
- Schott, F., Azizi-Ghanbari, S. & Schubert, T. (2005, 30 August - 2 September 2005). *Analysis Of Individual Learning Processes During Complex Learning - A Method Critical Study*. Paper presented at the Measuring Behavior 2005 -5h International Conference on Methods and Techniques in Behavioral Research, Wageningen-Netherlands.
- Schott, F., Hillebrandt, D., Al Diban, S., Schubert, T., Heyne, N. & Herrmann, U. (2002). *Complex Learning in multimedia Environments - Which kind of Learning and How to do research on it?* Paper presented at the EARLI SIG 6 Biannual Workshop, Erfurt, Germany.
- Schott, F., Hillebrandt, D. & Schubert, T. (2004a). *Analysis And Prediction Of Individual Learning Pathways - Are There Specific Advantages Of Virtual Learning Environments Compared To Their Counterparts In Reality? A Methodological Primer*. Paper presented at the Special Interest Meeting of EARLI SIG 6 and SIG 7, Tübingen, Germany.
- Schott, F., Hillebrandt, D. & Schubert, T. (2004b). *Analysis Of Individual Learning Sequences An Alternative Methodological Approach To Learning Research*. Paper presented at the 85th Annual Meeting of the American Educational Research Association, San Diego, CA.
- Schott, F., Hillebrandt, D. & Schubert, T. (2004c). *Analysis Of Individual Learning Sequences An Alternative Methodological Approach To Learning Research*, San Diego.
- Schott, F. & Latzina, M. (1995). PLANA, A Method of Generic Task Analysis for Improving Mental Modeling and the Transfer of Learning. *Journal of Structural Learning*, 12 (3), 175 - 195.
- Schott, F., Neeb, K.-E. & Wieberg, H.-J. W. (1981). *Lehrstoffanalyse und Unterrichtsplanung - Eine praktische Anleitung zur Analyse von Lehrstoffen, Präzisierung von Lehrzielen, Konstruktion von Lehrmaterialien und Überprüfung des Lehrerfolgs*. Braunschweig: Westermann.
- Schott, F., Schubert, T. & Hillebrandt, D. (2004). *Analyse Individueller Lernprozesse Beim Komplexen Lernen Eine Methodenkritische Untersuchung*. Paper presented at the 44. Kongreß der DGPS, Göttingen.
- Schott, F. & Seidel, P. (1997). PLANA: An ID Model Focusing on Instructional Task Analysis. In R. D. Tennyson & F. Schott (Hrsg.), *Instructional design: International perspectives, Vol. 1: Theory, research, and models* (S. 79-112). Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, Publishers.
- Schwarz, N. & Clore, G. L. (1988). How do I feel about it? Informative functions of affective states. In K. Fiedler & J. Forgas (Hrsg.), *Affect, cognition, and social behavior* (S. 44-62). Toronto: Hogrefe.
- Seel, N. M. (1991). *Weltwissen und mentale Modelle*. Göttingen: Hogrefe.

- Shannon, C. E. (1948). A Mathematical Theory of Communication. *Bell System Technical Journal*, 27, 379-423.
- Shannon, C. E. (1976). Die mathematische Theorie der Kommunikation. In C. E. Shannon & W. Weaver (Hrsg.), *Mathematische Grundlagen der Informationstheorie* (S. 41-143). München: Oldenbourg.
- Shipstone, D. M. (1984). A study of children's understanding of electricity in simple DC circuits. *European Journal of Science Education*, 6(2), 163-178.
- Shipstone, D. M. (1985). Electricity in simple DC circuits. In R. Driver, E. Guesne & A. Tiberghien (Hrsg.), *Children's Ideas in Science* (S. 33-51). Milton Keynes: Open University Press.
- Short, E. J. & Weissberg - Benchell, J. A. (1989). The Triple Alliance for Learning: Cognition, Metakognition and Motivation. In C. B. McCormick, G. E. Miller & M. Pressley (Hrsg.), *Cognitive strategy research: From basic research to educational applications*. New York, NY, US: Springer-Verlag Publishing.
- Stebler, R. & Reusser, K. (1997). *Self-reported strategy use - How do secondary school students prepare for mathematic assesments?* Paper presented at the Conference for Research in Learning and Instruction, Athen, Griechenland.
- Strale, F. F., Jr. (2001). Strategic learning theory utility: A criterion-related validity study of the lassi using Pearson correlations and structural equation models. *Dissertation Abstracts International Section A: Humanities & Social Sciences*, 61(10-A), 3894.
- Swales, S. & Senior, B. (1999). The dimensionality of Honey and Mumford's Learning Styles Questionnaire. *International Journal of Selection & Assessment*, 7(1), 1-11.
- Tiberghien, A. (Hrsg.). (1983). *Critical review of research concerning the meaning of electric circuits for students aged 8 to 20 years*. Paris: Editions du CNRS.
- Umar, I. N. (2000). A study of the effects of cognitive styles and learning strategies among malaysian pre-college students in a hypermedia environment. *Dissertation Abstracts International Section A: Humanities & Social Sciences*, 61(1-A), 145.
- Unz, D. (2000). *Lernen mit Hypertext. Informationssuche und Navigation*. Münster: Waxmann.
- Veenman, M. V. J. (2005). The assessment of metakognitiv skills: What can be learned from multimethod designs? In C. Artelt & B. Moschner (Hrsg.), *Lernstrategien und Metakognition: Implikationen für Theorie und Praxis* (S. 75-97). Berlin: Waxmann.
- Veenman, M. V. J. (2006). Metacognition and Learning. Conceptual and Methodical Considerations. *Metacognition and Learning*, 1.
- Watson, D., Clark, L. A. & Tellegen, A. (1988). Development and validation of brief measures of positive and negative affect: The PANAS Scale. *Journal of Personality and Social Psychology*, 54, 1063-1070.
- Weiner, B. (1984). *Motivationspsychologie*. Weinheim: Beltz.
- Weinert. (1982). Selbstgesteuertes Lernen als Voraussetzung, Ziel und Methode des Unterrichtes. *Unterrichtswissenschaft*, 2, 99 - 110.
- Weinert. (1999). *Konzepte der Kompetenz*. Paris: OECD.
- Weinert, F. E. (1984). Metakognition und Motivation als Determinanten der Lerneffektivität. In F. E. Weinert & R. H. Kluwe (Hrsg.), *Metakognition, Motivation und Lernen*. Stuttgart: Kohlhammer.

- Weinstein, C. E. & Mayer, R. E. (1986). The teaching of learning strategies. In M. C. Wittrock (Hrsg.), *Handbook of research on teaching* (S. 315 - 327). New York: Macmillan.
- Wessel, N., Voss, A., Malberg, H., Ziehmann, C., Voss, H. U., Schirdewan, A. et al. (2000). Nonlinear analysis of complex phenomena in cardiological data. *Herzschrittmachertherapie und Elektrophysiologie*, 11, 159-173.
- Wey, P. & Waugh, M. L. (1993). *The effects of different interface presentation modes and users' individual differences on users' hypertext information access performance*. Paper presented at the Annual Meeting of the American Educational Research Association, Atlanta, Georgia.
- Wild, K.-P. (2000). *Lernstrategien im Studium*. Münster: Waxmann.
- Wild, K.-P. & Schiefele, U. (1993). Induktiv versus deduktiv entwickelte Fragebogenverfahren zur Erfassung von Merkmalen des Lernverhaltens. *Unterrichtswissenschaft*, 11, 370 - 382.
- Wild, K.-P. & Schiefele, U. (1994). Lernstrategien im Studium: Ergebnisse zur Faktorenstruktur und Reliabilität eines neuen Fragebogens. *Zeitschrift für Differentielle und Diagnostische Psychologie*, 15 4, 185 - 200.
- Williams, M. E. (2001). The effects of conceptual model provision and cognitive style on problem-solving performance of learners engaged in an exploratory learning environment. *Dissertation Abstracts International Section A: Humanities & Social Sciences*, 62(3-A), 983.
- Witkin, H. A., Moore, C. A., Goodenough, D. R. & Cox, P. W. (1977). Field-dependent and field-independent cognitive styles and their educational implications. *Review of Educational Research*, 47(1), 1-64.
- Witkin, H. A., Oltman, P. T., Raskin, E. & Karp, S. A. (1971). *Group Embedded Figures Test Manual*. Palo Alto: Consulting Psychologists Press.
- Zeegers, P. (2001). Approaches to learning in science: A longitudinal study. *British Journal of Educational Psychology*, 71(1), 115-132.
- Zwanenberg, N. V., Wilkinson, L. J. & Anderson, A. (2000). Felder and Silverman's index of learning styles and Honey and Mumford's learning styles questionnaire: How do they compare and do they predict academic performance? *British Journal of Educational Psychology*, 20 3.

Einführende Instruktion

Liebe Versuchsteilnehmer!

Vielen Dank für Ihre Bereitschaft an der Untersuchung mitzuarbeiten.

Im Rahmen meiner Dissertation interessiere ich mich dafür, wie Menschen beim Lernen konkret vorgehen. Damit ich das Vorgehen beim Lernen gut beobachten kann, habe ich mich für das Erlernen von einfachen elektrischen Schaltungen mit einem Baukastensystem und das Erlernen von Seemannsknoten entschieden.

Ihr Vorgehen während der Aufgabenbearbeitung werde ich, Ihr Einverständnis vorausgesetzt, zur besseren Auswertbarkeit mit einer Videokamera aufnehmen. Vor und nach dem Versuch werden ich Sie bitten einige Fragen zu beantworten. Das Gelernte sollen Sie am Ende des Versuches zeigen, Sie sollen dann also die gelernten Schaltungen konstruieren und die gelernten Knoten binden. Die einzelnen Versuche werde ich Ihnen detailliert erklären.

Wenn Sie noch Fragen haben, dann stellen Sie diese!

P.S.

Bitte geben Sie Alter und Geschlecht an!

Ich bin Jahre alt.

Mein Geschlecht ist:

Meine derzeitige Tätigkeit ist:

Ankreuzblatt MPT

Bitte schauen Sie sich die beigelegten Aufgaben an und kreuzen Sie die richtige Lösung an.
Es ist immer nur eine Lösung richtig! Sie haben für die Aufgaben **10 min** Zeit.

Aufgabe 6:

A B C D E

Aufgabe 13:

A B C D E

Aufgabe 17:

A B C D E

Aufgabe 19:

A B C D E

Aufgabe 26:

A B C D E

Fragebogen spezielle Vorkenntnisse

Wissen Sie, was Parallel-, Reihen- und Wechselschaltungen sind und wie sie aufgebaut sind? Wenn ja, skizzieren sie bitte die betreffenden Schaltungen kurz!

Parallelschaltung ja nein

Reihenschaltung ja nein

Wechselschaltung ja nein

Skizze Parallelschaltung:

Skizze Reihenschaltung:

Skizze Wechselschaltung:

Lernaufgaben elektrische Schaltungen

Bitte bauen Sie die folgenden Schaltungen auf und **prägen Sie sich diese gut ein**, denn Sie werden diese Schaltungen in einem **anschließenden Test** bauen müssen. Sie können das beiliegende Informationsmaterial zur Hilfe nehmen. Bitte **kommentieren** Sie ihre Handlungen laut, sie haben insgesamt 20 min Zeit sich diese Schaltungen einzuprägen.

1.Schaltung:

Bauen Sie bitte eine Schaltung bei der sich mit **einem** Schalter **zwei** Lampen ein- und ausschalten lassen. Die Schaltung sollte so aufgebaut sein, dass beim Defekt einer Lampe kein Einschalten der anderen Lampe möglich ist. (Den Defekt können Sie durch Herausschrauben einer Lampe aus der Fassung simulieren).

Hinweis: Eine derartige Schaltung wird auch Reihenschaltung genannt.

2. Schaltung:

Bauen Sie bitte eine Schaltung bei der sich mit **einem** Schalter **zwei** Lampen ein- und ausschalten lassen. Die Schaltung sollte so aufgebaut sein, dass beim Defekt einer Lampe ein Einschalten der anderen Lampe noch möglich ist. (Den Defekt können Sie durch Herausschrauben einer Lampe aus der Fassung simulieren)

Hinweis: Eine derartige Schaltung wird auch Parallelschaltung genannt.

3. Schaltung:

Bauen Sie bitte eine Schaltung bei der sich mit **zwei** Schaltern **eine** Lampe ein- und ausschalten lässt. Die Schaltung sollte so aufgebaut sein, dass sich die Lampe mit jedem Schalter ein und ausschalten lässt, unabhängig von der Stellung des anderen Schalters.

Hinweis: Eine derartige Schaltung wird auch Wechselschaltung genannt.

Motivationsfragebogen

Ich würde gerne wissen, wie Ihre **momentane Einstellung** zu den eben beschriebenen Aufgaben ist. Dazu finden Sie in der unten stehenden Tabelle Aussagen. Kreuzen Sie bitte jene Zahlen an, die auf Sie am Besten passen.

	trifft nicht zu			trifft zu			
	↓						↓
Ich mag solche Schaltungsaufgaben.	1	2	3	4	5	6	7
Ich glaube der Schwierigkeit dieser Schaltungsaufgaben gewachsen zu sein.	1	2	3	4	5	6	7
Wahrscheinlich werde ich die Schaltungsaufgaben nicht schaffen.	1	2	3	4	5	6	7
Bei solchen Schaltungsaufgaben mag ich es, wenn ich Zusammenhänge entdecke.	1	2	3	4	5	6	7
Ich fühle mich unter Druck, bei den Schaltungsaufgaben gut abschneiden zu müssen.	1	2	3	4	5	6	7
Diese Schaltungsaufgaben sind eine richtige Herausforderung für mich.	1	2	3	4	5	6	7
Nach dem Lesen der Instruktion erscheinen mir die Schaltungsaufgaben sehr interessant.	1	2	3	4	5	6	7
Ich bin sehr gespannt darauf, wie gut ich hier abschneiden werde.	1	2	3	4	5	6	7
Ich fürchte mich ein wenig davor, dass ich mich hier blamieren könnte.	1	2	3	4	5	6	7
Ich bin fest entschlossen, mich bei diesen Schaltungsaufgaben voll anzustrengen.	1	2	3	4	5	6	7
Bei Schaltungsaufgaben wie dieser brauche ich keine Belohnung, sie machen mir auch so viel Spaß.	1	2	3	4	5	6	7
Es ist mir etwas peinlich, hier zu versagen.	1	2	3	4	5	6	7
Ich glaube, dass kann jeder schaffen.	1	2	3	4	5	6	7
Ich glaube, ich schaffe diese Schaltungsaufgaben nicht.	1	2	3	4	5	6	7
Wenn ich die Schaltungsaufgaben schaffe, werde ich schon ein wenig stolz auf meine Tüchtigkeit sein.	1	2	3	4	5	6	7
Wenn ich an die Schaltungsaufgaben denke, bin ich etwas beunruhigt.	1	2	3	4	5	6	7
Solche Schaltungsaufgaben würde ich auch in meiner Freizeit bearbeiten.	1	2	3	4	5	6	7
Die konkreten Leistungsanforderungen hier lähmen mich.	1	2	3	4	5	6	7

Emotionsfragebogen

Bitte geben Sie an, in wieweit die jeweiligen Adjektive Ihre **momentane** Stimmung beschreiben! Bitte entscheiden Sie sich für jeweils eine Ausprägung!

	gar nicht	ein bisschen	einigermaßen	erheblich	äußerst
bestürzt					
aktiv					
ängstlich					
inspiriert					
unruhig					
angeregt					
nervös					
aufmerksam					
bedroht					
entschlossen					
beschämt					
interessiert					
niedergeschlagen					
begeistert					
feindselig					
stark					
reizbar					
wach					
schuldbewusst					
stolz					

Lernstrategiefragebogen

Bitte geben Sie an, wie Sie beim Bauen und Lernen der Schaltungen vorgehen wollen!

Ich werde einfach probieren, bis die Schaltung funktioniert.

trifft völlig zu *trifft weitgehend zu* *trifft kaum zu* *trifft überhaupt nicht zu*

Ich werde mir überlegen, ob ich solche oder ähnliche Schaltungen schon einmal gesehen/gebaut habe.

trifft völlig zu *trifft weitgehend zu* *trifft kaum zu* *trifft überhaupt nicht zu*

Wenn ich Schwierigkeiten beim Aufbau der Schaltungen habe, werde ich mir überlegen welche Ursachen dies haben könnte.

trifft völlig zu *trifft weitgehend zu* *trifft kaum zu* *trifft überhaupt nicht zu*

Ich werde mir überlegen, welche Bauelemente ich schon kenne und wie ich sie in die Schaltungen einbinden kann.

trifft völlig zu *trifft weitgehend zu* *trifft kaum zu* *trifft überhaupt nicht zu*

Ich werde die Schaltungen zwischendurch und vor dem Einschalten auf Fehler kontrollieren.

trifft völlig zu *trifft weitgehend zu* *trifft kaum zu* *trifft überhaupt nicht zu*

Ich werde versuchen herauszufinden, wie die Bauteile in den Schaltungen die ich bauen soll, miteinander zusammenhängen.

trifft völlig zu *trifft weitgehend zu* *trifft kaum zu* *trifft überhaupt nicht zu*

Ich werde mir die Aufgaben durchlesen und dann anfangen die Schaltung aufzubauen.

trifft völlig zu *trifft weitgehend zu* *trifft kaum zu* *trifft überhaupt nicht zu*

Ich werde versuchen mir die Schaltung anschaulich vorzustellen, die ich bauen soll.

trifft völlig zu *trifft weitgehend zu* *trifft kaum zu* *trifft überhaupt nicht zu*

Ich werde versuchen die wichtigsten Stellen in den Schaltungen zu finden.

trifft völlig zu *trifft weitgehend zu* *trifft kaum zu* *trifft überhaupt nicht zu*

Wenn es nicht vorangeht, werde ich mir überlegen, wie ich bei ähnlichen Schaltungsaufgaben vorgegangen bin.

trifft völlig zu *trifft weitgehend zu* *trifft kaum zu* *trifft überhaupt nicht zu*

Ich werde versuchen die Schaltungsbeispiele aus den Informationsmaterialien anzuwenden.

trifft völlig zu *trifft weitgehend zu* *trifft kaum zu* *trifft überhaupt nicht zu*

Ich werde versuchen zu verstehen, welche Schaltung genau ich zusammenbauen soll, erst dann werde ich mir Einzelheiten ansehen.

trifft völlig zu *trifft weitgehend zu* *trifft kaum zu* *trifft überhaupt nicht zu*

Wenn ich Schwierigkeiten beim Aufbau der Schaltung habe, werde ich mir überlegen welches Wissen mir noch fehlt, um die Aufgabe zu lösen.

trifft völlig zu *trifft weitgehend zu* *trifft kaum zu* *trifft überhaupt nicht zu*

Ich werde mir Fragen stellen, die mir beim Aufbau der Schaltung helfen.

trifft völlig zu *trifft weitgehend zu* *trifft kaum zu* *trifft überhaupt nicht zu*

Wenn eine Schaltungsaufgabe zu schwer ist, werde ich erst einmal eine andere bearbeiten.

trifft völlig zu *trifft weitgehend zu* *trifft kaum zu* *trifft überhaupt nicht zu*

Instruktion Knotenaufgabe

Lieber Versuchsteilnehmer,

sie sollen mit Hilfe eines Computerprogramms das Binden des Knotens „**Doppelter Palstek**“ und erlernen. Wie der Knoten gebunden werden kann, demonstriert Ihnen ein Computerprogramm, den Knoten selbst sollen Sie mit einem Seil binden. Bitte prägen Sie sich den Knoten gut ein, denn zum Abschluss des Versuches sollen Sie in einem Test den Knoten binden. Sie haben zum Erlernen des Knotens **10 min** Zeit.

Bitte beantworten Sie noch folgende Fragen:

1. Welche Knoten kennen Sie vom „Hörensagen“?

Achterknoten ja nein

Palstek ja nein

Doppelter Palstek ja nein

2. Welche Knoten können Sie binden?

Achterknoten ja nein

Palstek ja nein

Doppelter Palstek ja nein

3. Sind Sie mit Knoten vertraut (bspw. durch Berg- oder Wassersport) ? ja nein

Wenn ja:

Bitte Bereich angeben!

Bitte bekannte Knoten angeben!

Testaufgabe elektrische Schaltungen

Bitte bauen Sie die folgenden Schaltungen. Sie haben 10 min Zeit. Kommentieren Sie bitte Ihr Vorgehen.

1. Schaltung:

Bauen Sie bitte eine Schaltung bei der sich mit **einem** Schalter **zwei** Lampen ein- und ausschalten lassen. Die Schaltung sollte so aufgebaut sein, dass beim Defekt einer Lampe ein Einschalten der anderen Lampe noch möglich ist.

2. Schaltung:

Bauen Sie bitte eine Schaltung bei der sich mit **zwei** Schaltern **eine** Lampe ein- und ausschalten lassen. Die Schaltung sollte so aufgebaut sein, dass sich die Lampe mit jedem Schalter ein und ausschalten lässt, unabhängig von der Stellung des anderen Schalters.

Quelltext des Analyse-Programmes (Visual-Basic 6)

```
VERSION 5.00
Object = "{F9043C88-F6F2-101A-A3C9-08002B2F49FB}#1.2#0"; "COMDLG32.OCX"

Begin VB.Form Form1
    Caption       = "Entrooper 1.2"
    ClientHeight  = 3765
    ClientLeft    = 165
    ClientTop     = 555
    ClientWidth   = 9000
    LinkTopic     = "Form1"
    ScaleHeight   = 3765
    ScaleWidth    = 9000
    StartUpPosition = 3 'Windows-Standard
End

Begin VB.CommandButton Gepackte_Originaltexte_Einlesen
    Caption       = "Zip Dateien einfach Einlesen"
    Height        = 1095
    Left          = 5160
    TabIndex      = 3
    Top           = 480
    Width         = 2175
End

Begin VB.CommandButton Gepackte_Kombinierte_Texte_Einlesen
    Caption       = "Zip Dateien Kombi Einlesen"
    Height        = 1095
    Left          = 5160
    TabIndex      = 2
    Top           = 2160
    Width         = 2175
End

Begin VB.CommandButton Kombinierte_Texte_Speichern
    Caption       = "Kombinierte Dateien speichern"
    Height        = 1095
    Left          = 600
    TabIndex      = 1
    Top           = 2160
    Width         = 2175
End

Begin MSComDlg.CommonDialog CommonDialog1
    Left          = 3600
    Top           = 1560
    _ExtentX     = 847
    _ExtentY     = 847
    _Version     = 393216
    InitDir      = "C:\Test"
    MaxFileSize  = 30000
End

Begin VB.CommandButton Originaltexte_Einlesen
    Caption       = "Dateien öffnen"
    Height        = 1095
    Left          = 600
    TabIndex      = 0
    Top           = 480
    Width         = 2175
End

Attribute VB_Name = "Form1"
Attribute VB_GlobalNameSpace = False
Attribute VB_Creatable = False
Attribute VB_PredeclaredId = True
Attribute VB_Exposed = False
Option Explicit
```

```

Const Kurz_Text_Teiler = 1
Public n As Integer
Public i As Integer
Public z As Integer
Public m As Integer
Public int_AnzahlTexte As Integer
Public int_AnzahlKombinationen As Integer
Public int_Dateilänge As Integer
Dim strAusgewaehlteDateien() As String
Dim str_Namen_der_Originaltexte(100) As String
Dim dbl_Differenz(4) As Double
Dim str_dummy As String
Dim StrOriginalTexte(1000) As String
Dim StrOriginalTexteKurz(1000) As String
Dim StrTexteKombiniert(5000) As String
Dim ZipGrößeKombinationen(5000) As Double
Dim dbl_ZipQuotienten(5000) As Double
Dim ZipGrößeEinfach(1000) As Double
Dim dbl_DistanzMatrix(70, 70) As Double
Public int_AnzahlZip As Integer
Private Const Flags = cdIOFNAllowMultiselect + cdIOFNExplorer + cdIOFNLongNames
'stellt die CommonDialogs auf Multiselect, Explorerer-mäßige Dialoge und lange Dateinamen

```

```
Private Sub Gepackte_Kombinierte_Texte_Einlesen_Click()
```

```

For i = 1 To 4096
    int_Dateilänge = FileLen("c:\Test\" & i & ".gz")
    ZipGrößeKombinationen(i) = int_Dateilänge - Len(i) - 21
    'von der Dateilänge werden 21 Byte abgezogen leere Datei gepackt
Next i

```

'schreibt die Kombination aller Texte in das Feld und in Datei
z = 1 ' ab hier werden die Kombinationen in das Feld gelegt

```

For i = 1 To int_AnzahlTexte - 1
    For n = i To int_AnzahlTexte - 1
        dbl_Differenz(1) = ZipGrößeKombinationen((i - 1) * int_AnzahlTexte + n + 1) - ZipGrößeEinfach(i)
        dbl_Differenz(2) = ZipGrößeKombinationen(n * int_AnzahlTexte + n + 1) - ZipGrößeEinfach(n + 1)
        dbl_Differenz(3) = ZipGrößeKombinationen(n * int_AnzahlTexte + i) - ZipGrößeEinfach(n + 1)
        dbl_Differenz(4) = ZipGrößeKombinationen((i - 1) * int_AnzahlTexte + i) - ZipGrößeEinfach(i)
        dbl_ZipQuotienten(z) = (dbl_Differenz(1) - dbl_Differenz(2)) / dbl_Differenz(2) + ((dbl_Differenz(3) -
        dbl_Differenz(4)) / dbl_Differenz(4))
        z = z + 1
    Next n
Next i

```

'weiß das eindimensionale Feld "dbl_ZipQuotienten" dem zweidimensionalen Feld "dbl_DistanzMatrix" so zu, das eine echte symmetrische Distanzmatrix entsteht

```

z = 1
For i = 1 To int_AnzahlTexte
    For n = i + 1 To int_AnzahlTexte
        dbl_DistanzMatrix(i, n) = dbl_ZipQuotienten(z)
        dbl_DistanzMatrix(n, i) = dbl_ZipQuotienten(z)
        z = z + 1
    Next n
Next i

```

' schreibt das Feld "dbl_DistanzMatrix" in die Datei Werte.dat

```

For i = 1 To int_AnzahlTexte
    Print #4, str_Namen_der_Originaltexte(i) & " ";
    For n = 1 To int_AnzahlTexte
        If n = int_AnzahlTexte Then
            Print #4, Replace(CStr(dbl_DistanzMatrix(i, n)), ",", ".") & " ";
            Print #6, dbl_DistanzMatrix(i, n) & " ";
            Exit For
        End If
        Print #4, Replace(CStr(dbl_DistanzMatrix(i, n)), ",", ".") & " ";
        Print #6, dbl_DistanzMatrix(i, n) & " ";
    Next n
Print #6,

```

```

        Print #4,
    Next i

Close
End Sub

Private Sub Gepackte_Originaltexte_Einlesen_Click()
    For i = 1 To 64
        int_Dateilänge = FileLen("c:\Test\VP" & i & ".txt.gz")
        ZipGrößeEinfach(i) = int_Dateilänge - Len("VP" & i & ".txt") - 21
        ' von der Dateilänge werden 21 Byte abgezogen(leere Datei gepackt)
    Next i
End Sub

Private Sub Kombinierte_Texte_Speichern_Click()
    z = 1
    For n = 1 To int_AnzahlTexte
        For m = 1 To int_AnzahlTexte
            Open z For Output As #5
                Print #5, StrTexteKombiniert(z)
                z = z + 1
            Close #5
        Next m
    Next n
End Sub

Private Sub Originaltexte_Einlesen_Click()
    With CommonDialog1
        .Filter = "Textdateien (*.txt)*.txtl"
        .Flags = Flags
        .ShowOpen
        .InitDir = "C:\Test"

        strAusgewahlteDateien = Split(FileName, vbNullChar) 'der NullChar trennt die Dateinamen und das wird zum aufspalten
        benutzt
        int_AnzahlTexte = 64
        For i = 1 To int_AnzahlTexte
            Open strAusgewahlteDateien(i) For Input As i
                'Schleife verlassen wenn das Ende der Datei erreicht wurde
                Do Until EOF(i)
                    Line Input #i, StrOriginalTexte(i)
                Loop
            Next i
        Close
    End With

    'In diese Datei werden die Ausgabewerte reingeschrieben
    Open "c:\Test\Werte_klassisch.dat" For Append As #6 'Für SPSS Excel etc.
    Open "c:\Test\infile" For Append As #4 'Ausgabe für PhylIp
    Print #4, int_AnzahlTexte

    For i = 1 To int_AnzahlTexte
        'Schreibt die Dateinamen der Texte als Überschriften pro Spalte in die Datei der Ausgabewerte
        str_dummy = strAusgewahlteDateien(i)
        strAusgewahlteDateien(i) = Left$(str_dummy, Len(str_dummy) - 4)
        str_Namen_der_Originaltexte(i) = strAusgewahlteDateien(i)
        StrOriginalTexteKurz(i) = Left$(StrOriginalTexte(i), Len(StrOriginalTexte(i)) / Kurz_Text_Teiler)
        If i = int_AnzahlTexte Then
            Print #6, strAusgewahlteDateien(i);
            Exit For
        End If
        Print #6, strAusgewahlteDateien(i) & ";";
    Next i

    Print #6,
    z = 1

```

```
For n = 1 To int_AnzahlTexte
  For m = 1 To int_AnzahlTexte
    StrTexteKombiniert(z) = StrOriginalTexte(n) & StrOriginalTexteKurz(m)
    z = z + 1
  Next m
Next n
End Sub
```

Versicherung

Hiermit versichere ich, dass ich die vorliegende Arbeit ohne unzulässige Hilfe Dritter und ohne Benutzung anderer als der angegebenen Hilfsmittel angefertigt habe; die aus fremden Quellen direkt oder indirekt übernommenen Gedanken sind als solche kenntlich gemacht. Die Arbeit wurde bisher weder im Inland noch im Ausland in gleicher oder ähnlicher Form einer anderen Prüfungsbehörde vorgelegt.

Die Dissertation wurde unter der wissenschaftlichen Betreuung von Prof. Dr. Franz Schott (Dresden) angefertigt.

Dresden, den 26. Juli 2006

(Thomas Schubert)