

## 4. Kognitive Effekte des Lernens

Generative KI hat die hochschulische Lernlandschaft innerhalb weniger Jahre grundlegend verändert – das Ausmaß dieser Veränderung ist jedoch bislang nicht vollständig erfasst. Was sich beobachten lässt, erscheint zunächst als Demokratisierung des Wissenszugangs: Studierende erhalten auf Abruf Erklärungen zu komplexen Theorien, individuell zugeschnittene Beispiele sowie Strukturierungshilfen für anspruchsvolle Konzepte – ohne Wartezeiten, ohne Sprechstundenpflicht, ohne das Risiko, vor anderen als unwissend zu erscheinen. Der Zugang zu Wissen hat sich beschleunigt und verbreitert – und das in einer Weise, die frühere Digitalisierungswellen qualitativ übertrifft: nicht durch bloße Informationsabundanz, sondern durch adaptive, personalisierte Erklärung auf Abruf. Hinter dieser sichtbaren Oberfläche vollzieht sich indessen eine Transformation von grundlegenderer Natur: Generative KI ermöglicht den Erwerb von Wissensanmutungen, ohne die kognitive Arbeit, die aus Information erst Kompetenz werden lässt.

Diese Unterscheidung ist nicht akademischer Natur – sie ist empirisch folgenreich. Lernen im hochschulischen Sinne meint mehr als die bloße Rezeption von Information. Es bezeichnet einen Prozess, der kognitive Verarbeitung, Integration in bestehende Wissensstrukturen, Verfügbarkeit für späteren Abruf sowie Transfer auf neue Kontexte umfasst. Die Lernpsychologie hat präzise herausgearbeitet, dass diese Phasen des Wissenserwerbs unterschiedlichen kognitiven Prozessen entsprechen: Rezeption vollzieht sich als deklarative Enkodierung, Retention erfordert prozedurale Kompilierung, und Transfer setzt die adaptive Anwendung kompilierten Wissens auf neuartige Situationen voraus (Anderson & Krathwohl, 2001; Mayer, 2002). Generative KI optimiert die Rezeptionsphase, verhindert dabei aber systematisch die prozedurale Kompilierung und adaptive Flexibilität, auf die Retention und Transfer angewiesen sind.

## Teil II: Diagnose – Wie KI das Lernverhalten verändert

Das vorliegende Kapitel analysiert die kognitiven Mechanismen, durch die KI-gestütztes Lernen strukturell unterminiert wird. Es wird zu zeigen sein, dass subjektiv erlebtes Verstehen keine hinreichende Bedingung für objektive Kompetenz darstellt, dass Studierende KI auch dann weitzernutzen, wenn sie um die Grenzen dieser Nutzung wissen, und wie aus pragmatischen Einzelentscheidungen selbstverstärkende Abhängigkeiten entstehen können. Die leitende These lautet: Der Einsatz generativer KI im Lernprozess produziert unter den gegenwärtigen Bedingungen des Hochschulbetriebs systematisch suboptimale Lernergebnisse – nicht weil die Technologie an sich defizitär wäre, sondern weil sie genau jene Prozesse eliminiert, durch die Kompetenz entsteht.

### 4.1. Kompetenz als mehrdimensionales Konstrukt

Um die Wirkung generativer KI auf akademisches Lernen präzise zu erfassen, bedarf es zunächst einer konzeptionellen Klärung dessen, was unter „Kompetenz“ zu verstehen ist. Der Begriff wird in der Hochschuldidaktik sehr breit verwendet und verdeckt dabei, dass KI verschiedene Dimensionen akademischer Leistungsfähigkeit auf fundamental unterschiedliche Weise berührt. Ohne diese Differenzierung bleibt die Diagnose unscharf. Zu klären ist, was genau verloren geht, wenn Studierende KI-Systeme mit akademischen Aufgaben betrauen – und insbesondere, welche Kompetenzen sich grundsätzlich nicht durch Delegation entwickeln lassen, welche lediglich nicht mehr geübt werden und welche von technologischer Substituierung weitgehend unberührt bleiben.

Die Bildungstheorie bietet verschiedene Systematisierungen des Kompetenzbegriffs (Erpenbeck & Rosenstiel, 2017), die für eine KI-spezifische Analyse jedoch einer Erweiterung bedürfen. Weinerts (2001) einflussreiche Definition versteht Kompetenzen als „die bei Individuen verfügbaren oder durch sie erlernbaren kognitiven Fähigkeiten und Fertigkeiten, um bestimmte Probleme zu lösen, sowie die damit verbundenen motivationalen, volitionalen und sozialen Bereitschaften und Fähigkeiten, um die Problemlösungen in variablen Situationen erfolgreich und verantwortungsvoll nutzen zu können“ (S. 27–28). Diese Definition macht deutlich, dass Kompetenz kein monolithisches Konstrukt ist, sondern kognitive Fähigkeiten, prozedurale Fertigkeiten, motivationale Dispositionen und situative Anwendungskapazität integriert.

Für die KI-Analyse erweist sich die klassische, individualistische Definition von Kompetenz als kognitive Disposition indes als noch unzureichend, da sie nicht explizit adressiert, welche dieser Dimensionen durch externe technologische Systeme substituiert werden können und welche notwendigerweise durch eigenes kognitives Engagement entwickelt werden müssen. Das folgende Vier-Ebenen-Modell differenziert daher zwischen

Wissen, Fertigkeiten, Fähigkeiten und Kompetenz und analysiert die spezifische KI-Vulnerabilität jeder Dimension.

### 4.1.1. Die vier Ebenen akademischer Kompetenz

Unter *Wissen* wird die deklarative Grundlage akademischer Arbeit verstanden – die Verfügung über Fakten, Theorien, Konzepte und Zusammenhänge. Es umfasst sowohl das „Wissen, dass“ als auch das „Wissen, warum“ und stellt die kognitive Voraussetzung dar, auf der höherwertige Kompetenzformen aufbauen. Im Hochschulstudium zeigt es sich in der Fähigkeit, theoretische Ansätze zu identifizieren, Forschungsbefunde zu referenzieren oder disziplinäre Terminologie korrekt zu verwenden. Die Externalisierung von Wissen ist nicht neu: Bücher, Suchmaschinen und digitale Datenbanken haben den Memorierungsdruck längst erheblich gemindert. Was generative KI verändert, ist die Vollständigkeit und Mühelosigkeit dieser Externalisierung – Wissen wird auf Abruf verfügbar, in synthetisierter Form, ohne vorgängigen kognitiven Aufwand. Die entscheidende Frage ist daher nicht, ob Studierende Wissen reproduzieren können, sondern ob Wissen, das nie internalisiert wurde, als kognitive Grundlage für höherwertige Fähigkeiten dienen kann – eine Frage, deren Beantwortung von den Befunden der Kognitionspsychologie abhängt (Anderson, 1982; Anderson et al., 2004).

*Fertigkeiten* bezeichnen prozeduralisierte, routinisierte Handlungsfähigkeit – das „Wissen, wie“, das durch wiederholte Ausführung automatisiert wird. Dreyfus und Dreyfus (1986) beschreiben in ihrem Modell der Kompetenzentwicklung, wie Novizinnen und Novizen zunächst regelgeleiteten Prozeduren folgen, während Expertinnen und Experten durch extensive Praxis intuitive, situationsangemessene Routinen entwickeln. Akademische Fertigkeiten umfassen unter anderem das Verfassen strukturierter Argumente, die Anwendung statistischer Verfahren, die Durchführung systematischer Literaturrecherchen oder die Erstellung von Visualisierungen. Da ihre Entwicklung an wiederholte Ausführung gebunden ist, sind Fertigkeiten gegenüber systematischer KI-Delegation besonders exponiert – ein Zusammenhang, den Kapitel 5 im Rahmen der Deskillung-Analyse ausführt.

*Fähigkeiten* bezeichnen höherwertige kognitive Potenziale – Abstraktion, Analyse, Synthese, Evaluation und metakognitive Reflexion. Anderson und Krathwohls (2001) Revision der Bloom'schen Taxonomie differenziert zwischen verschiedenen kognitiven Prozessdimensionen, wobei die höherwertigen – Analysieren, Evaluieren, Erschaffen – genau jene Fähigkeiten markieren, die über routinisiertes Fertigkeitwissen hinausgehen. Mit dem Aufkommen generativer KI gerät diese taxonomische Hierarchie jedoch unter Revisionsdruck: Lo (2023) sowie Mollick und Mollick (2023) zeigen, dass KI-Systeme zunehmend Operationen ausführen können, die bislang den höchsten kognitiven Anforderungsstufen zugeordnet wurden. Welche Konsequenzen

dies für den Aufbau höherwertiger Fähigkeiten im Studium hat, wird in Kapitel 5 analysiert.

*Kompetenz* im integrativen Sinne bezeichnet schließlich Handlungsfähigkeit, die Wissen, Fertigkeiten und Fähigkeiten unter Einbeziehung motivationaler, volitionaler und kontextueller Faktoren zur situationsangemessenen Problemlösung verbindet. Mulder (2014) betont, dass berufliche Kompetenz nicht allein in der Verfügung über Wissen und Fertigkeiten besteht, sondern in der Kapazität, diese Ressourcen in komplexen, schlecht strukturierten Situationen effektiv zu mobilisieren, die sich standardisierten Lösungsschemata widersetzen. Kompetenz schließt dabei sowohl technisch-kognitive Dimensionen als auch selbstregulatorische Kapazitäten für autonomes Handeln ein – die Fähigkeit zu erkennen, wenn das eigene Wissen unzureichend ist, relevante Informationen zu suchen, Strategien anzupassen und Verantwortung für Ergebnisse zu übernehmen (Chi et al., 1981). Integrative Kompetenz ist grundlegend nicht delegierbar; zugleich setzt sie voraus, dass ihre konstituierenden Elemente bereits entwickelt sind. Werden diese Grundlagen durch systematisches KI-gestütztes Auslagern ausgehöhlt, kann Kompetenz im vollen Sinne nicht entstehen – eine Dynamik, die die nachfolgenden Kapitel in ihren verschiedenen Dimensionen entfalten.

### 4.1.2. Delegierbarkeit und Entwicklungslogik: zwei analytische Dimensionen

Die vier Ebenen lassen sich entlang zweier KI-spezifischer Dimensionen systematisieren, die für die weitere Analyse zentral sind.

Die erste ist die Dimension der Delegierbarkeit – die Frage, inwieweit eine Kompetenzdimension grundsätzlich durch externe Systeme substituiert werden kann. Wissen ist vollständig externalisierbar und damit hochgradig delegierbar. Fertigkeiten sind operational delegierbar – KI kann die entsprechenden Handlungen ausführen –, ihre Entwicklung ist jedoch an persönliche Ausführung gebunden. Höherwertige Fähigkeiten sind in ihrer Ausübung partiell simulierbar, in ihrer Entwicklung jedoch nicht delegierbar: Die kognitiven Strukturen, die diesen Fähigkeiten zugrunde liegen, können nur durch eigenes kognitives Engagement entstehen. Integrative Kompetenz ist grundlegend nicht delegierbar, da sie Urteilen unter Unsicherheit und Verantwortungsübernahme erfordert, die sich nicht externalisieren lassen.

Die zweite Dimension ist die der Entwicklungslogik – die Frage, durch welche Art von Lernprozessen eine Kompetenzdimension entsteht. Dabei lassen sich Dimensionen, die primär durch learning by doing entstehen (Fertigkeiten entwickeln sich durch wiederholte Ausführung), von solchen unterscheiden, die learning by reflection erfordern (höherwertige Fähigkeiten bedürfen metakognitiver Reflexion über die eigenen kognitiven Prozesse). Diese Unterscheidung ist für die KI-Analyse zentral, weil kognitives Auslagern beide Entwicklungspfade auf unterschiedliche Weise tangiert: Die Delegation von

Fertigkeiten verhindert das Tun, die Delegation höherwertiger kognitiver Prozesse verhindert die Reflexion über das eigene Denken. Wie Mollick und Mollick (2023) beobachten, können Studierende beeindruckende Outputs mit KI generieren, ohne das kognitive Ringen zu vollziehen, das die eigenen analytischen Kapazitäten entwickeln würde.

### 4.1.3. Arbeitsdefinition und konzeptionelle Funktion

Die entwickelte begriffliche Differenzierung strukturiert die nachfolgenden Analysen. Die Deskillung-Theorie (Kapitel 5) bezieht sich primär auf die Erosion von Fertigkeiten. Die Analyse kognitiven Auslagerns fokussiert darauf, wie Externalisierung die Entwicklung von Fähigkeiten verhindert. Die Selbstbestimmungstheorie (Kapitel 6) erklärt, warum die Entwicklung von Fähigkeiten und Kompetenz motivational anspruchsvoll und durch KI-induzierte Lernprozesse gefährdet ist.

Im weiteren Verlauf dieses Buches wird Kompetenz als Oberbegriff für die integrative Verbindung von Wissen, Fertigkeiten und Fähigkeiten unter Handlungsbedingungen verwendet. Wo analytische Präzision es erfordert – insbesondere bei der Unterscheidung zwischen Deskillung-Effekten (Erosion von Fertigkeiten) und der Never-Skilled-Problematik (Nicht-Entstehung höherwertiger Fähigkeiten) – wird explizit zwischen den Dimensionen differenziert. Wenn von akademischer Kompetenz die Rede ist, meint dies die Fähigkeit, wissenschaftliche Probleme selbständig zu durchdringen – was voraussetzt, dass Studierende über relevantes Wissen verfügen, methodische Fertigkeiten beherrschen, höherwertige kognitive Fähigkeiten entwickelt haben und diese Elemente situationsangemessen integrieren können. Die KI-induzierte Transformation berührt alle diese Dimensionen – allerdings auf unterschiedliche Weise und mit unterschiedlichen Konsequenzen.

### 4.1.4. Kompetenzsubstitution als didaktisches Kriterium

Kritikerinnen und Kritiker KI-skeptischer Positionen verweisen häufig auf eine scheinbar einschlägige Analogie: Der Taschenrechner verdrängte das Kopfrechnen, das Internet ersetzte die Enzyklopädie, Statikprogramme lösten manuelle Berechnungen ab. Wenn diese Übergänge keine nachhaltigen Bildungskatastrophen ausgelöst haben, warum sollte KI eine Ausnahme bilden? Die Analogie ist insofern nicht falsch, als ubiquitäre Werkzeuge die gesellschaftlich erforderlichen Kompetenzen tatsächlich verschieben. Sie verschleiert jedoch die entscheidende Variable: die zeitliche Abfolge, in der Werkzeugnutzung im Verhältnis zum Aufbau der substituierten Kompetenz stattfindet.

Die Bauingenieurin, die auf Finite-Elemente-Software zurückgreift, tut dies auf der Grundlage konzeptuellen Verständnisses. Sie kann das Problem korrekt formulieren, implausible Outputs erkennen und interpretieren, was die Software berechnet. Die Software verstärkt vorhandene Kompetenz – sie

## Teil II: Diagnose – Wie KI das Lernverhalten verändert

ersetzt nicht den Prozess, durch den diese Kompetenz aufgebaut wurde. Die Ingenieurstudentin hingegen, die dieselbe Software verwendet, bevor diese Grundlage existiert, produziert äußerlich ununterscheidbare Outputs, verfügt jedoch über keine Basis, um diese zu beurteilen. Das Werkzeug ist identisch; die Position der Lernenden relativ zur Kompetenzschwelle ist es nicht.

Daraus ergibt sich das leitende Kriterium für die gesamte weitere Analyse: Ein Werkzeug ist didaktisch unbedenklich, wenn es vorhandene Kompetenz verstärkt; es ist didaktisch problematisch, wenn es für Kompetenz substituiert, die noch nicht aufgebaut ist. Auf KI angewandt, trifft dies präzise auf die vier Ebenen des entwickelten Modells zu: KI-Substitution, die die Fertigkeitsebene umgeht – die Prozeduralisierung von Wissen durch wiederholte, anstrengende Anwendung –, verhindert genau jene Entwicklungslogik, die Anderson (1982) beschreibt. Das in diesem Zusammenhang häufig diskutierte Ubiquitätsargument – dauernde Verfügbarkeit mache Internalisierung überflüssig – wäre nur dann schlüssig, wenn KI-generierte Outputs keinerlei Fachkompetenz zu ihrer Beurteilung erforderten. Diese Bedingung ist nicht erfüllt: Zu erkennen, ob eine KI-Analyse angemessen ist, ein Prompt gut formuliert oder eine Synthese kohärent, setzt genau die Kompetenz voraus, die KI vermeintlich ersetzen soll. Kompetente KI-Nutzung ist keine Alternative zu Fachkompetenz, sondern deren nachgelagerte Anwendungsform. Daraus folgt die zeitliche Grenze des Problems: KI-Nutzung im Lernprozess unterminiert den Kompetenzaufbau an dem Punkt, an dem sie gezieltes Üben (deliberate practice) verdrängt – das anstrengende Engagement, durch das Wissen in Fertigkeit transformiert wird. Funktional unbedenklich wird sie erst, sobald diese Transformation stattgefunden hat.

### 4.2. Der kognitive Mechanismus des Lernens

#### 4.2.1. Produktive Erschwernis und kognitive Konsolidierung

Es gehört zu den bemerkenswertesten und zugleich kontraintuitivsten Befunden der Lernforschung, dass optimales Lernen nicht dort stattfindet, wo der Weg des geringsten Widerstands beschritten wird. Wer Lernende von Anstrengung entlastet, erleichtert ihnen nicht das Lernen, sondern entzieht ihm seine Grundbedingung. Diese Einsicht, seit den frühen 1990er Jahren durch zahlreiche empirische Studien gestützt, verdichtet sich im Begriff der desirable difficulties – der produktiven Erschwernis. Bjork und Bjork (1992, 2011) haben dieses Konzept grundlegend geprägt und bezeichnen damit Lernbedingungen, die kurzfristig die Leistung senken, weil sie dem Lernenden größere kognitive Anstrengung abverlangen, langfristig aber Gedächtnisleistung und Transferfähigkeit signifikant steigern. Die Erschwernis ist erwünscht, weil sie lernwirksam ist – nicht obwohl sie belastet, sondern weil sie es tut.

## Teil II: Diagnose – Wie KI das Lernverhalten verändert

Der diesem Befund zugrunde liegende Mechanismus ist die kognitive Konsolidierung. Um ihn zu verstehen, ist ein Blick auf Swellers Theorie der kognitiven Belastung unerlässlich (Sweller, 1988; Sweller et al., 2011). Diese Theorie unterscheidet zwischen drei Formen kognitiver Beanspruchung: Die *extrinsische Belastung* entsteht durch unnötige Komplexität in der Darbietung von Lernmaterial – sie trägt nichts zum Lernen bei und sollte minimiert werden. Die *intrinsische Belastung* ergibt sich aus der genuinen Komplexität des Lernstoffs selbst; sie ist nicht reduzierbar, ohne den Gegenstand zu verfehlen. Entscheidend für das Verständnis lernwirksamer Schwierigkeit ist die dritte Form: die lernbezogene *kognitive Beanspruchung*, die aus dem aktiven Aufbau mentaler Schemata entsteht – also aus dem Prozess, neue Information in bestehende Wissensstrukturen zu integrieren, Verbindungen herzustellen und Konzepte zu ordnen (Kornell & Bjork, 2008). Diese Form der Belastung ist kein Nebeneffekt des Lernens – sie ist das Lernen selbst.

Produktive Erschwernis entsteht genau dort, wo diese lernbezogene Beanspruchung aktiviert wird. Soderstrom und Bjork (2015) zeigen in einer umfassenden Übersicht, dass Lernstrategien, die kurzfristig effizient erscheinen – Wiederholungslesen, Markieren, Konsumieren von Zusammenfassungen – langfristig ineffektiv sind. Die kognitiven Anforderungen wirklich lernwirksamer Strategien wie Abrufen, Elaborieren und Interleaving sind genau jene, die unter Bedingungen bequemer Informationsversorgung systematisch gemieden werden. Beim Abrufen etwa (Roediger & Karpicke, 2006; Karpicke & Blunt, 2011) wird dem Lernenden nicht Information präsentiert, die konsumiert werden kann, sondern er wird aufgefordert, Wissen aus dem Gedächtnis zu rekonstruieren – ohne Vorlage, ohne Hilfsmittel. Dieser Akt des Abrufens selbst verändert die Gedächtnisspur und macht die abgerufene Information dauerhafter verfügbar. Auch der Generierungseffekt verstärkt dieses Prinzip: Selbsterzeugte Antworten, selbst wenn zunächst fehlerhaft, werden besser behalten als empfangene korrekte Antworten (Slamecka & Graf, 1978), weil das Gehirn durch aktive Konstruktion lernt.

Was diese Befunde für den Einsatz generativer KI bedeuten, liegt auf der Hand: KI-Systeme optimieren systematisch für Bedingungen, die dem Lernen entgegenwirken. Sie stellen fertige Erklärungen bereit, die nichts abverlangen; sie beseitigen die Notwendigkeit, selbst zu formulieren; sie umgehen das produktive Scheitern an Aufgaben, das für die Kalibrierung des eigenen Wissensstands unerlässlich ist. Genau jene lernbezogene kognitive Beanspruchung, die Konsolidierung erst ermöglicht, wird durch KI-Nutzung systematisch reduziert – das Substrat des Lernens löst sich auf.

#### **4.2.2. Illusion des Verstehens und metakognitive Fehlkalibrierung**

Mit der Beseitigung kognitiver Erschwernis geht ein Phänomen einher, das für die didaktische Analyse möglicherweise noch folgenreicher ist als der unmittelbare Verlust von Übungsgelegenheiten: die Illusion des Verstehens. Lernende, die KI-generierte Erklärungen rezipieren, erleben häufig ein Gefühl des Begreifens – ein subjektives Erleben von Klarheit, das von echtem Kompetenzerwerb kaum zu unterscheiden ist. Dieses Erleben ist jedoch strukturell trügerisch.

Der psychologische Mechanismus, der hier wirksam ist, wurde von Kahneman (2011) als kognitive Leichtigkeit beschrieben. Wenn Information flüssig verarbeitbar ist – grammatisch korrekt, logisch geordnet, sprachlich präzise –, interpretiert das kognitive System diese Flüssigkeit als Signal dafür, dass der Inhalt verstanden und beherrscht wird. Das reibungslose Durchgleiten durch einen wohlformulierten Text erzeugt kein Bewusstsein dafür, dass Verstehen sich von Rezeption grundlegend unterscheidet. Schnelles, assoziatives Denken – Kahnemans System 1 – wird aktiviert, weil die Verarbeitungsleichtigkeit signalisiert, dass vertiefte kognitive Kontrolle nicht erforderlich ist. Langsames, anstrengendes, skeptisches Denken – System 2 – verbleibt inaktiv. KI-Ausgaben erzeugen diese Form der Verarbeitung mit hoher Verlässlichkeit: Sie sind unmittelbar lesbar, frei von Ambiguität, stilistisch konsistent. Koriat und Bjork (2005) haben gezeigt, dass Menschen ihre eigene Kompetenz systematisch überschätzen, wenn Lernmaterial flüssig präsentiert wird. Das Ergebnis ist nicht Verständnis, sondern das Gefühl des Verständnisses – eine Differenz, die für Lernende im Moment ihres Entstehens kaum spürbar ist.

Das Problem wird durch die strukturelle Schwäche menschlicher Lernstandseinschätzung weiter verschärft. Menschen neigen systematisch dazu, ihr Wissen zu überschätzen, solange Informationen noch im Arbeitsgedächtnis präsent sind – ein Effekt, der in der Forschung zum Judgment of Learning gut dokumentiert ist (Rhodes, 2016; Dunlosky & Rawson, 2012). Die kurzfristige Verfügbarkeit einer Erklärung wird mit dauerhafter Beherrschung verwechselt, ein Irrtum, der erst dann sichtbar wird, wenn der Abruf unter anderen Bedingungen gefordert ist. Wer soeben eine KI-generierte Erklärung gelesen hat, empfindet den Stoff als zugänglich, weil er es im betreffenden Moment tatsächlich ist. Ob diese Zugänglichkeit eine Woche später noch besteht, ob sie in der Prüfungssituation abrufbar oder auf neue Problemstellungen übertragbar ist, bleibt eine offene Frage – die jedoch im Moment des Lesens nicht als offen erlebt wird, weil das subjektive Verständnisgefühl keine Auskunft über künftige Abrufbedingungen gibt.

Die didaktische Konsequenz dieses Mechanismus ist gravierend: Studierende, die sich auf KI-gestützte Erklärungen stützen, entwickeln eine systematisch verzerrte Vorstellung von ihrem eigenen Lernstand. Dabei ist eine Täuschungsabsicht nicht das Problem – die Studierenden täuschen sich selbst,

und zwar in einem vollkommen rationalen Modus. Die KI-generierte Erklärung hat ihr Versprechen gehalten; das Verstehen war real. Was fehlte, war Konsolidierung – und deren Abwesenheit ist unter den Bedingungen KI-gestützten Lernens nicht zu spüren.

### 4.2.3. Der Verfall der Übungsphase

Die bisher beschriebenen Mechanismen betreffen vor allem die Wissensdimension im Modell aus Abschnitt 4.1. Noch folgenreicher ist die Wirkung generativer KI auf die Entstehungsbedingungen von Fertigkeiten – also jener prozeduralen Wissensformen, die durch wiederholte, anstrengende Anwendung gebildet werden.

Anderson (1982) hat grundlegend zwischen deklarativem Wissen – dem Wissen, dass etwas der Fall ist – und prozeduralem Wissen – dem Wissen, wie etwas getan wird – unterschieden. Beide Formen sind nicht gleichrangig: Deklaratives Wissen kann kommuniziert, erklärt und aus Büchern entnommen werden. Prozedurales Wissen hingegen entsteht ausschließlich durch Tun. Wer verstehen möchte, wie eine Unternehmensanalyse durchgeführt wird, wer lernen soll, ein Argument aufzubauen, eine Datenauswertung zu strukturieren oder ein Gespräch methodisch zu führen, muss diese Handlungen vollziehen – wiederholt, zunächst mühsam und fehlerhaft, dann zunehmend flüssiger und sicherer. Die Transformation von deklarativem in prozedurales Wissen vollzieht sich durch Übung, und diese Übung hat einen unverwechselbaren Charakter: Sie ist anfangs anstrengend, fehlerbehaftet und subjektiv unbefriedigend – und genau deswegen wirksam.

Generative KI übernimmt präzise jene Handlungen, die für den Aufbau prozeduraler Kompetenz konstitutiv sind. Sie analysiert Texte, entwirft Argumente, strukturiert Überlegungen, formuliert Synthesen. Für Studierenden, die diese Leistungen delegieren, entfällt die Übungsphase vollständig. Was verbleibt, ist das Ergebnis – ein Produkt, das eingereicht, kommentiert oder angepasst werden kann –, nicht aber der Prozess, der zur Kompetenz geführt hätte. Die Lernforschung hat für jene Form der Übung, die Kompetenz erst ermöglicht, den Begriff des *deliberate practice* geprägt: zielgerichtetes, wiederholtes Training an der Grenze der aktuellen Leistungsfähigkeit, begleitet von unmittelbarem Feedback und der Möglichkeit, Fehler zu korrigieren (Ericsson & Lehmann, 1996; Ericsson, 2006; Ericsson & Pool, 2016). Diese Form der Übung ist kognitiv belastend und subjektiv wenig befriedigend – sie konfrontiert Lernende dauerhaft mit der eigenen Begrenztheit. Sie ist jedoch der einzige bekannte Weg zum Aufbau hoher Kompetenz. Generative KI eliminiert gezieltes Üben, indem sie Lösungen bereitstellt, für die Lernende andernfalls hätten ringen, scheitern und ihren Ansatz verfeinern müssen.

Die Mühsal, die KI beseitigt, ist keine Zumutung, gegenüber der Didaktik keine Rolle spielen dürfte. Sie ist die Bedingung der Möglichkeit von

Kompetenzentwicklung. Das Resultat systematischer Übungsunterbrechung sind Studierende, die deklaratives Wissen ansammeln, ohne prozedurales Können aufzubauen: Sie können erklären, was eine Wertkettenanalyse ist – aber sie können keine durchführen. Dieser Spalt zwischen Wissensanmutung und Handlungsfähigkeit ist die strukturelle Kernkonsequenz KI-substituierenden Lernens.

### 4.3. Gedächtniskonsolidierung und Selbsteinschätzung

Kognitives Auslagern bezeichnet die Externalisierung kognitiver Prozesse auf externe Hilfsmittel (Risko & Gilbert, 2016). Menschen schreiben Informationen auf, um sie nicht im Gedächtnis halten zu müssen; sie verwenden Taschenrechner, um nicht selbst zu rechnen; sie speichern Kontakte im Smartphone, um Telefonnummern nicht auswendig lernen zu müssen. In vielen Kontexten ist kognitives Auslagern rational: Warum kognitive Ressourcen für etwas aufwenden, das ein Werkzeug zuverlässiger erledigt?

Das Problem entsteht, wenn das Auslagern nicht nur mechanische, sondern jene kognitiven Prozesse betrifft, die für Lernen konstitutiv sind. Craik und Lockhart (1972) haben mit ihrer Theorie der Verarbeitungstiefe gezeigt, dass Information umso besser behalten wird, je tiefer sie verarbeitet wird. Oberflächliche Verarbeitung – bloßes Lesen eines Textes – führt zu schwacher Retention. Tiefe Verarbeitung – Paraphrasieren, kritisches Hinterfragen, Verknüpfen mit Vorwissen – führt zu starker Retention. Tiefe Verarbeitung ist anstrengend, da sie aktiven kognitiven Aufwand erfordert; genau dieser Aufwand ist jedoch der Mechanismus, durch den Wissen im Langzeitgedächtnis verankert wird.

Generative KI ermöglicht das systematische Auslagern genau jener Prozesse, die tiefe Verarbeitung ausmachen. Studierende lassen Texte zusammenfassen, statt sie selbst zu strukturieren. Sie lassen Argumente generieren, statt eigene zu entwickeln. Sie lassen Lösungswege erklären, statt sie selbst zu erarbeiten. Das Ergebnis: Information wird empfangen, aber nicht verarbeitet. Die Verarbeitungstiefe bleibt flach – und damit auch die Retention.

Die empirische Evidenz für dieses Muster ist mittlerweile konsistent. Fan et al. (2024) zeigen experimentell, dass Studierende, die KI substitutiv nutzen, bei unmittelbaren Leistungserhebungen besser abschneiden als Kommilitoninnen und Kommilitonen ohne KI-Unterstützung – bei verzögerten Retentionstests jedoch signifikant schlechter. Abbas et al. (2024) dokumentieren, dass exzessive Abhängigkeit von KI-Werkzeugen positiv mit Lernverlust und gesteigerter Prokrastination korreliert. Die Logik ist in beiden Fällen dieselbe: Übernimmt KI die kognitive Arbeit, findet tiefe Verarbeitung nicht statt, und Lernen konsolidiert sich nicht. Das Produkt verbessert sich; der Prozess – der

## Teil II: Diagnose – Wie KI das Lernverhalten verändert

eigentliche Kompetenzaufbau – wird untergraben. Das Problem liegt damit nicht im KI-Einsatz an sich, sondern in der spezifischen Nutzungsweise: substitutiv statt konstruktiv. Die Konsequenzen sind dabei im Moment der Entscheidung unsichtbar – sie manifestieren sich erst verzögert und mit struktureller Wirkung.

Eine bislang wenig beachtete Dimension kommt hinzu: KI verändert nicht nur die Tiefe, sondern auch die Richtung der Aufmerksamkeit. Marton und Säljö (1976) unterscheiden zwischen oberflächlichem Lernen, das auf das Ergebnis – das „Was“ – ausgerichtet ist, und tiefem Lernen, das auf den Prozess – das „Wie“ und „Warum“ – zielt. KI-gestütztes Lernen ist systematisch ergebnisorientiert: Studierende interessieren sich für die Antwort, die die KI liefert, nicht für den Weg dorthin. Sie lernen, dass das Ergebnis zählt – nicht das Durchdringen der zugrundeliegenden Mechanismen. Diese Ergebnisorientierung ist besonders folgenreich in Disziplinen wie den Wirtschaftswissenschaften, in denen die Fähigkeit, Prozesse zu durchdringen und kritisch zu hinterfragen, bedeutsamer ist als das Abrufen von Faktenwissen. Wer lernt, dass „die richtige Antwort“ das Ziel ist, entwickelt keine Kompetenz für Situationen, in denen keine eindeutig richtige Antwort existiert – also für nahezu alle realen Managementsituationen.

Die in Abschnitt 4.2.2 beschriebene Illusion des Verstehens entfaltet ihre folgenreichste Wirkung nicht im Einzelfall, sondern als selbstverstärkender Mechanismus: Das Gefühl, verstanden zu haben, nimmt Studierenden den Anlass zur Strategieänderung – und sichert damit die Fortsetzung genau jener Nutzungsweise, die Kompetenzaufbau verhindert.

Die Konsequenz ist lernpsychologisch gravierend: Studierende, die sich auf KI-gestützte Wissensaneignung verlassen, fühlen sich vorbereitet und scheitern dann in der Prüfung. Die Hochschuldidaktik kennt ein Instrument, das genau diese Kalibrierungsschwäche diagnostizierbar macht: das Certainty-Based Marking, wie es etwa in Moodle implementiert werden kann. Dabei geben Studierende neben jeder Antwort auch ihr Konfidenz-Niveau an; die Bewertung honoriert kalibriertes Selbsturteil – wer falsch antwortet, aber Unsicherheit signalisiert hat, verliert weniger Punkte als wer falsch antwortet und dabei hohe Sicherheit signalisiert. Empirische Studien zeigen konsistent, dass Studierende, die sich intensiv mit Lernmaterial auseinandersetzen, eine deutlich genauere Selbsteinschätzung entwickeln als solche, die auf oberflächliche Verarbeitung setzen (Gardner-Medwin & Gahan, 2003). Unreflektierter KI-Einsatz stört diese Kalibrierung systematisch: Studierende, die KI-generierte Erklärungen rezipieren, entwickeln Selbstsicherheit in Bezug auf Ergebnisse, die sie nicht selbst produziert haben, und machen damit ihre eigene Kompetenzwahrnehmung strukturell unzuverlässig. Das Ergebnis ist nicht nur, dass Studierende den Stoff nicht beherrschen – es ist, dass sie nicht wissen, dass sie ihn nicht beherrschen. Dieser doppelte Mangel – an Kompetenz und an Kompetenzwahrnehmung – bereitet den Boden für die motivationale Krise, die Kapitel 6 analysiert.

#### 4.4. Die Handlungslogik studentischer KI-Nutzung

Ungeklärt ist damit die entscheidende Anschlussfrage, warum Studierende KI weiterhin nutzen, auch wenn diese Effekte zumindest prinzipiell bekannt sind. Die Antwort liegt nicht in individueller Irrationalität, sondern in einer strukturellen Inkongruenz zwischen der Zeitstruktur des Lernens und der Anreizarchitektur des Hochschulstudiums. Fünf Mechanismen tragen zu dieser Inkongruenz bei, die sich wechselseitig verstärken.

Der erste Mechanismus ist das intertemporale Diskontieren. Menschen gewichten unmittelbare Kosten und Gewinne systematisch stärker als zukünftige – ein Phänomen, das in der Verhaltensökonomie als hyperbolisches Diskontieren beschrieben wird (O'Donoghue & Rabin, 1999; Frederick et al., 2002). Die kognitive Anstrengung echten Lernens ist gegenwärtig aversiv; der Gewinn – erworbene Kompetenz – liegt in einer unsicheren Zukunft. KI bietet eine Alternative, die dieser Diskontierungslogik strukturell entspricht: Sie eliminiert den unmittelbaren Aufwand bei scheinbar äquivalentem Output (Wang & Fan, 2025). Die langfristigen Kosten – fehlende Kompetenz – bleiben zeitlich und kausal entkoppelt; sie werden erst Wochen, Monate oder Jahre später sichtbar, und selbst dann ist nicht eindeutig, ob das Versagen auf die KI-Nutzung oder auf andere Faktoren zurückzuführen ist.

Verstärkt wird dieser Mechanismus durch schwache Feedbackschleifen. Feedback ist für Lernen konstitutiv – aber nur dann, wenn es zeitnah, informativ und kausal der eigenen Handlung zurechenbar ist (Hattie & Timperley, 2007). In der hochschuldidaktischen Forschung ist gut belegt, dass alle drei Bedingungen im regulären Studienbetrieb häufig nicht erfüllt sind (Nicol & Macfarlane-Dick, 2006): Übungsaufgaben werden nicht oder nur mit einer binären Bewertung ohne inhaltliche Begründung rückgemeldet; wenn Rückmeldung erfolgt, liegt sie oft Wochen zurück; und selbst bei mangelhaften Prüfungsleistungen lässt sich das Versagen nicht eindeutig auf die gewählte Lernstrategie zurückführen. Ohne dieses Signal erhalten Studierende keine Rückmeldung darüber, dass ihr KI-gestütztes Vorgehen keinen Kompetenzaufbau erzeugt. Die negativen Konsequenzen – ausbleibende Gedächtniskonsolidierung, fehlende Prozeduralisierung – bleiben unsichtbar, bis Kontexte eintreten, in denen KI nicht verfügbar ist. In naturwissenschaftlichen Fächern mit unmittelbaren und eindeutigen Rückmeldungen – etwa durch Experimentergebnisse oder Testausgaben – ist dieses Problem strukturell weniger ausgeprägt; in diskursiven Disziplinen, in denen Qualität durch Argumentation und Interpretation bestimmt wird, fehlt diese korrektive Funktion weitgehend.

Ein dritter Faktor ist die strukturelle Überlastung des modernen Bachelorstudiums. Sechs im Semesterverlauf häufig unkoordinierte Module gleichzeitig – ein in der Hochschulforschung gut dokumentiertes Strukturproblem modularisierter Studiengänge (Schulmeister & Metzger, 2011), jedes mit Übungsaufgaben, Lektüre, Gruppenarbeit und

## Teil II: Diagnose – Wie KI das Lernverhalten verändert

Prüfungsvorbereitung, oft kombiniert mit einem Nebenjob zur Studienfinanzierung, erzwingen rationale Priorisierung als Überlebensstrategie: Nicht alle Aufgaben können mit gleichem Aufwand bearbeitet werden. Der Rückgriff auf KI ist unter diesen Bedingungen kein Ausdruck von Faulheit, sondern rationales Kapazitätsmanagement unter Knappheitsbedingungen. Wenn Übungsaufgaben keine formativen Konsequenzen haben und die Prüfungsleistung von anderen Faktoren abhängt, ist der Minimalaufwand die ökonomisch rationale Wahl. Die entscheidende Frage lautet dabei stets: Welche Kosten hat das Nicht-Lernen – und wann werden diese Kosten sichtbar?

Hinzu kommt die motivationale Ausrichtung auf externe Ziele. Wenn das primäre Studienziel der Abschluss als Zertifikat ist und nicht der Kompetenzaufbau als Prozess, verändert sich die gesamte Handlungslogik. Für extrinsisch orientierte Studierende ist KI keine Lernumgehung, sondern eine Optimierungsstrategie: Sie liefert das Ergebnis, das bewertet wird, ohne den Umweg über tatsächliches Lernen. Dass diese Strategie langfristig den Kompetenzerwerb unterläuft, ist für denjenigen, der primär den Abschluss anstrebt, kein unmittelbares Problem – jedenfalls nicht, solange der institutionelle Prüfungsapparat diesen Unterschied nicht aufdeckt.

Der fünfte und sozial wirksamste Mechanismus ist die kollektive Normbildung. Die Entscheidung zur KI-Nutzung ist keine rein individuelle, sondern eine sozial eingebettete Handlung. Wenn alle KI nutzen – oder wenn Studierende dies annehmen –, entsteht normativer Druck, der individuelle Nutzung legitimiert (Cialdini & Goldstein, 2004). Beobachten Studierende, dass Kommilitoninnen und Kommilitonen KI einsetzen und damit erfolgreich sind, schließen sie daraus, dass KI-Nutzung nicht nur erlaubt, sondern wettbewerbsnotwendig ist – auch wenn diese Wahrnehmung sachlich unzutreffend sein kann, da soziale Normen als subjektive Konstrukte wirken. Das strukturelle Ergebnis ist ein kollektives Koordinationsversagen: Jede einzelne Person handelt rational, indem sie KI nutzt, um nicht zurückzufallen; kollektiv führt dieses Verhalten jedoch dazu, dass niemand substanziell lernt. Es ist die Logik eines Gefangenendilemmas: Individuelle Rationalität erzeugt kollektive Suboptimalität.

Keiner dieser fünf Mechanismen – intertemporales Diskontieren, schwache Feedbackschleifen, strukturelle Überlastung, extrinsische Zielorientierung und kollektive Normbildung – ist auf individuelles Versagen zurückzuführen. Sie sind Produkte der institutionellen Architektur des Hochschulstudiums. Wer Studierende für ihre KI-Nutzung moralisch tadelt, diagnostiziert an der falschen Stelle: Was hier vorliegt, ist ein Systemfehler, kein Charakterfehler.

## 4.5. Von pragmatischer Nutzung zu kognitiver Abhängigkeit

Die bisherige Analyse hat gezeigt, dass KI-Nutzung unter gegebenen institutionellen Bedingungen individuell rational ist – und dass sie zugleich systematisch jene Lernprozesse untergräbt, die für den Kompetenzaufbau notwendig sind. Was zunächst als pragmatische Einzelentscheidung beginnt, entwickelt jedoch eine eigene Dynamik, die weit über instrumentelle Kalkulation hinausgeht. Wiederholte KI-Nutzung verändert nicht nur, was Studierende können, sondern auch, was sie als normalen kognitiven Aufwand wahrnehmen – und damit die subjektive Erträglichkeit des Lernens ohne KI.

Der zugrundeliegende Mechanismus ist neurobiologisch gut dokumentiert: Habituation. Wiederholte Exposition gegenüber einem Stimulus führt zu abnehmender Reaktionsstärke des Systems (Thompson & Spencer, 1966). Was zunächst als Entlastung erlebt wird, normalisiert sich mit der Zeit; was als außerordentliche Hilfe in Anspruch genommen wurde, wird zum Standard. Dieser Normalisierungsprozess lässt das Arbeiten ohne KI zunehmend aversiv erscheinen – nicht weil die Aufgabe schwieriger geworden wäre, sondern weil die Anspruchsschwelle abgesunken ist.

Der neurobiologische Mechanismus, der dieser Verschiebung der Anspruchsschwelle zugrunde liegt, betrifft das Belohnungssystem des Gehirns. Dopaminerge Bahnen, die Belohnung und Motivation verarbeiten, reagieren besonders stark auf unmittelbare Gratifikation (Schultz, 2015). Traditionelles Lernen erzeugt verzögerte, unsichere Belohnungen: Verstehen stellt sich langsam ein, Kompetenz entfaltet sich über Wochen. KI invertiert diese Zeitstruktur grundlegend: Minimaler Input – das Formulieren eines Prompts – erzeugt in Sekunden maximalen Output – eine vollständige, kohärente Antwort. Diese Unmittelbarkeit rekali­briert das dopaminerge System auf unmittelbare Gratifikation. Aufgaben, die anhaltende Anstrengung ohne sofortige Rückmeldung erfordern, werden neurobiologisch aversiv. Neuroimaging-Studien zeigen, dass Personen, die an unmittelbare digitale Belohnungen gewöhnt sind, eine reduzierte Aktivierung in präfrontalen Arealen aufweisen, die für verzögerte Gratifikation zuständig sind (Ward et al., 2017). Die praktische Konsequenz ist weitreichend: Studierende präferieren KI nicht einfach – kognitive Arbeit ohne KI-Unterstützung wird mit der Zeit als aversiv erlebt. Die Frustrationstoleranz, die ein produktives Ringen mit anspruchsvollem Material erfordert, erodiert mit jeder KI-gestützten Sofortbefriedigung.

Empirische Studien zur KI-Nutzung dokumentieren eine charakteristische Entwicklungstrajektorie: Was als selektiver, situativer Einsatz beginnt, weitet sich progressiv zu routinemäßiger Abhängigkeit aus, begleitet von zunehmend empfundener Schwierigkeit, ohne KI-Unterstützung zu arbeiten (Li et al., 2023; Sullivan et al., 2024). Diese Verschiebung ist nicht einfach reversibel. Die Rückkehr zu KI-freiem Arbeiten erfordert die Rekalibrierung dessen, was

## Teil II: Diagnose – Wie KI das Lernverhalten verändert

als normaler Aufwand gilt – ein Prozess, der kognitiv und emotional anspruchsvoll ist und den die meisten Studierenden nicht aus eigenem Antrieb durchlaufen.

Besondere analytische Bedeutung kommt der selbstverstärkenden Logik dieses Prozesses zu. Die in Abschnitt 4.2.2 beschriebene metakognitive Täuschung – das Gefühl, verstanden zu haben, ohne tatsächlich verstanden zu haben – nimmt Studierenden den Anlass zur Strategieänderung, weil sie sich kompetent fühlen. Wiederholte Nutzung verhindert jedoch den Aufbau tatsächlicher Kompetenz. Versagen Studierende dann in Situationen, in denen KI nicht verfügbar ist, fehlt ihnen nicht nur die Kompetenz, sondern auch die Kapazität, diese noch aufzubauen. Das Scheitern wird dabei in der Regel nicht als Konsequenz der gewählten Lernstrategie attribuiert, sondern als persönliches Unvermögen interpretiert – was den Rückgriff auf KI weiter verstärkt. Jeder Durchlauf durch diesen Zyklus erschwert den Ausstieg: Metakognitive Täuschung perpetuiert die Nutzung, die Nutzung verhindert den Kompetenzaufbau, das daraus folgende Versagen erzeugt Fehlattribution, und die Fehlattribution steigert die Abhängigkeit.

Diese Dynamik ist kein Ausdruck individueller Schwäche, sondern die systemlogische Konsequenz des Zusammenspiels psychologischer Mechanismen mit institutionellen Rahmenbedingungen. Das Hochschulsystem erzeugt strukturell die Bedingungen, unter denen Studierende in diesen Zyklus geraten und ihm nur schwer entkommen können. Damit verschiebt sich die analytische Perspektive: Was in Abschnitt 4.4 als individuelle Handlungsrationalität beschrieben wurde, erweist sich in Abschnitt 4.5 als strukturell produzierter Pfad in eine Abhängigkeit, die sich zunehmend der bewussten Kontrolle entzieht. Die Frage, die Kapitel 5 aufnehmen wird, lautet daher nicht mehr, warum einzelne Studierende KI übermäßig nutzen, sondern welche langfristigen Kompetenzeffekte entstehen, wenn sich diese Nutzungsmuster auf gesamte Studienkohorten auswirken.

