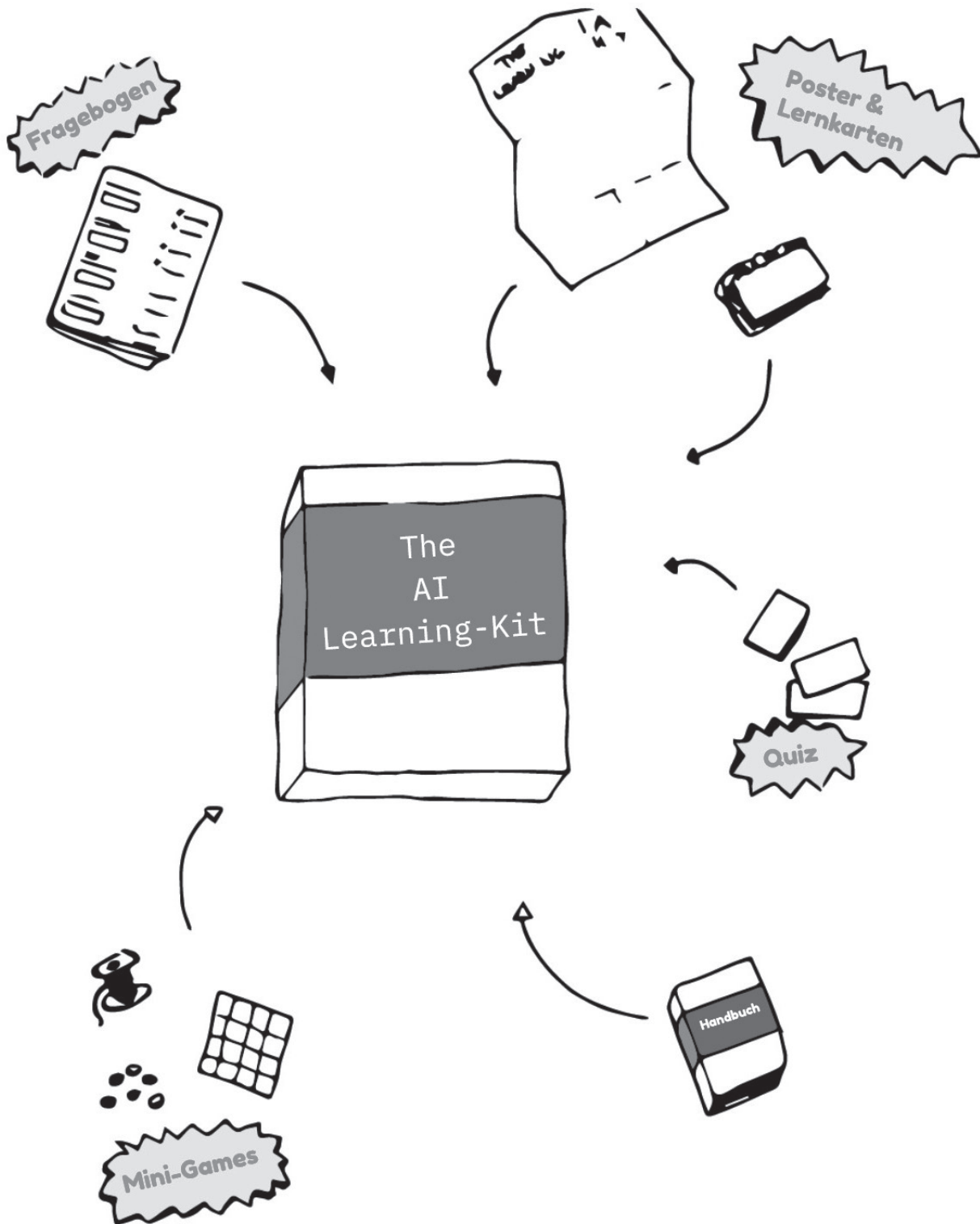


# The AI Learning Kit

Was ist das AI Learning Kit?	03
Motivation	07
Nach welchen Prinzipien gestalten wir?	13
Vermittlungskonzept	17
Papert, S. (1991) <a href="http://www.papert.org/articles/SituatingConstructionism.html">http://www.papert.org/articles/SituatingConstructionism.html</a> (Abgerufen 06.07.2023)	20
Lernaktivität: Generative KI	27
Singh, V.(2023, 06. März) <a href="https://learnopencv.com/denoising-diffusion-probabilistic-models/#forward-diffusion-image-corruption">https://learnopencv.com/denoising-diffusion-probabilistic-models/#forward-diffusion-image-corruption</a> (Abgerufen 06.07.2023)	31
Workshop	35
Aufbauen & Einrichten des Kits	45
Lernstationen	49
Rollenbeschreibungen & Identifikationsobjekte	53



Was ist das AI Learning Kit?



## Was ist das AI Learning Kit?

Das AI Learning Kit ist ein Offline-Lernpaket für Lehrende und Lernende. Es vermittelt ein tieferes Verständnis über Künstliche Intelligenz (KI) und fordert zum kritischen Umgang mit digitalen Werkzeugen auf. Zentraler Baustein ist das aktive Lernen, bei dem Nutzer\*innen in Rollenspielen in die KI- und Machine Learning Prozesse einsteigen, diese durch Interaktion gemeinsam erschließen und somit wichtige Medienkompetenzen erlangen.

Das AI Learning Kit setzt keinerlei Vorkenntnisse voraus. Erwachsene können sich weiterbilden und das umfangreiche Material als Einstieg nutzen, um beispielsweise daraus Lehrinhalte zu konzipieren. Die Lernaktivitäten wurden so aufbereitet, dass junge Menschen im Alter zwischen 12 und 18 Jahren daran teilnehmen können.

### *Zugänglichkeit*

Um Zulänglichkeiten möglichst unabhängig von digitalen Strukturen zu halten, funktioniert dieses Lernpaket ohne Internet und setzt bei der Vermittlung auf aktives und exploratives Lernen. Das Kit ist als Werkzeug zu begreifen, durch das sich die Teilnehmenden selbstständig und spielerisch der komplexen Thematik des maschinellen Lernens nähern können. Es bietet allen Interessierten ein barrierefreies und fundiertes Wissenspaket. Die Lerninhalte auf den Plakaten, Lernkarten und Rollenbeschreibungen sind in einfacher Sprache gehalten und durch eine spezielle Lesemethode, der Bionic Reading Methode, gestaltet. Dabei werden einzelne Bestandteile der Wörter in bold gesetzt, wodurch die Inhalte besser visuell erfasst werden.

### *Vielseitige Verwendung*

Das Kit funktioniert praktisch fast überall und kann ad hoc, ähnlich wie ein Gesellschaftsspiel, in schulischen oder außerschulischen Kontexten eingebracht werden: Als Lernsnack für zwischendurch, als Tages-Workshop oder mehrtägige Sessions, die Inhalte können je nach Gruppengröße, Alter und Wissensstand flexibel eingesetzt werden. Das Konzept bindet vorhandene räumliche Strukturen und die nähere Umgebung mit ein und soll somit einen informellen Lernraum darstellen, der ungezwungene Situationen beim Lernen unterstützt und somit eher zu sozialer Kollaboration führt. Lernen wird so durch informelle Begegnungen in eine zwanglose Atmosphäre positiv unterstützt und Lernprozesse dadurch mit einer sinnvollen Aktivität verknüpft.

### *Open-Education*

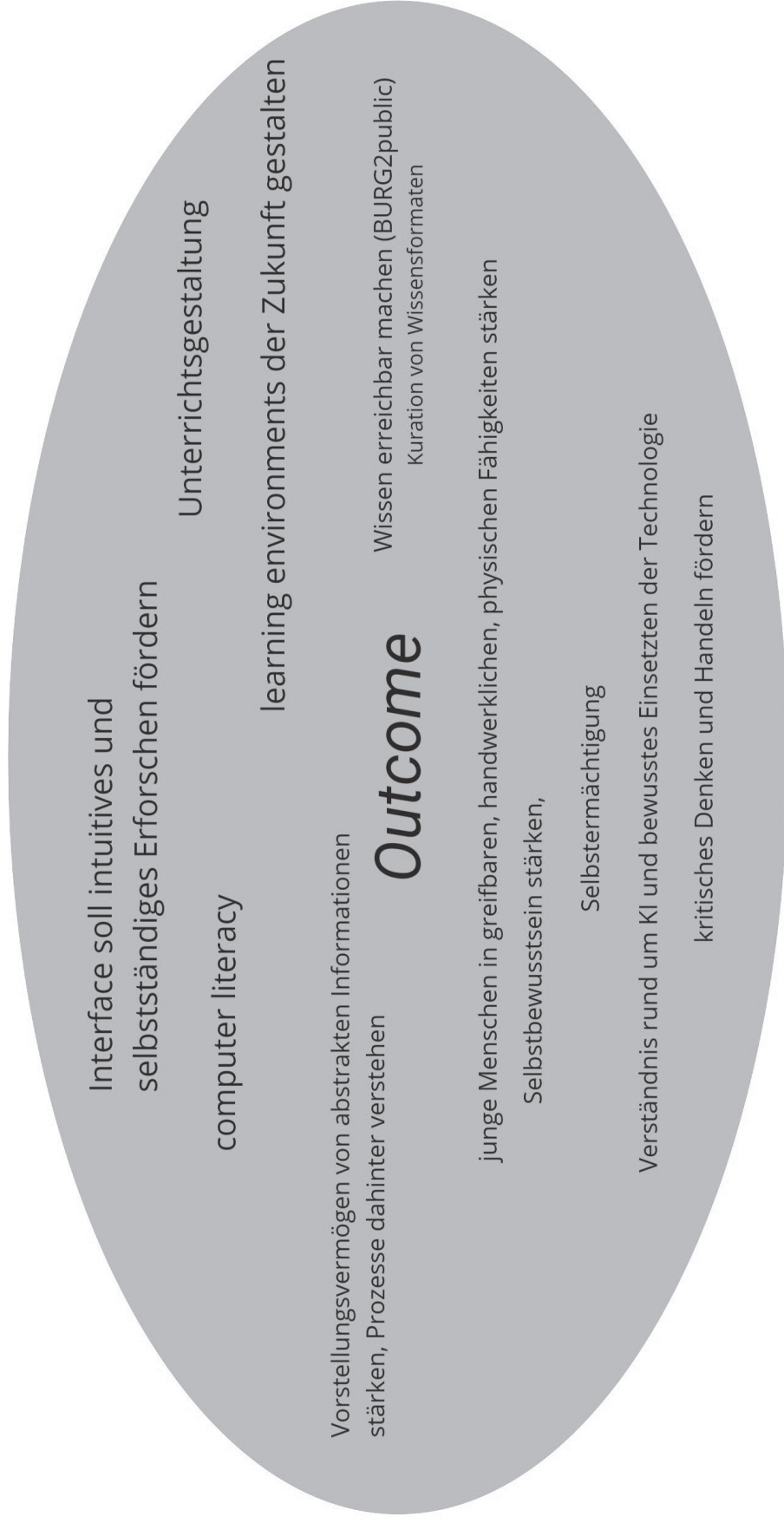
Das Kit ist als Open-Education Projekt konzipiert, das bedeutet, die Druckdaten sind öffentlich zugänglich und können mit herkömmlichen Geräten vor Ort nachproduziert werden. Es benötigt dazu einen Drucker mit Scan-Funktion und im Idealfall eine Laserschneid-Anlage für die Schilder der Lernstationen (optional lassen sich diese aber auch in Papier darstellen). Alle Inhalte sind in standardisierten Formaten bis maximal DIN A3 angelegt.



↗ Link zu den Druckdaten









## Motivation

### *Gesellschaftsauftrag Bildung*

Bildungseinrichtungen haben grundsätzlich die Verantwortlichkeit, die Zukunftsfähigkeit der Gesellschaft sicherzustellen. Folgende drei Ziele sollten für junge Menschen erfüllt werden:

1. Mündigkeit und Aktivität: Demokratie mitgestalten
2. Ein sinnstiftendes und selbstbestimmtes Leben führen
3. Erfolgreich am Arbeitsmarkt sein

### *Umbruch durch KI?*

Durch die aktuellen Fortschritte in der KI-Forschung und -Entwicklung findet durch den Gebrauch von Textbots wie ChatGPT eine Disruption in der Bildung statt. KI-gestütztes Schreiben führt zu veränderten Rahmenbedingungen im Bildungssektor, aber auch zu radikalen Veränderung der Sozialisierung vieler Menschen. Der Einsatz dieser mächtigen Werkzeuge führt zu einer neuartigen Art zu Schreiben. Denn Schreiben ist das Mitteilen von Persönlichkeit, der eigenen Meinung und Haltung, es spiegelt die Seele wider und berührt zutiefst die eigene Persönlichkeit. Wir lagern nun durch ChatGPT & Co diese Fähigkeiten und auch die damit verknüpfte Tätigkeit aus. Diese Tätigkeit ist ein persönlichkeitsstiftender Denkprozess, bei dem sich Wissen setzt und verankert. Man kann also festhalten, dass sich durch KI diese etablierten Prozesse oder Kulturtechniken neu formieren. Mit diesen neuen Werkzeugen findet ein stärkerer Impact auf das Schreiben und Denken statt: Es wird mehr zu einem kollaborativen Prozess zwischen Mensch und Maschine, der durchaus auch für positive Stimulation führt: Denn es werden vor allem dort Kompetenzen vermittelt, wo wenig Selbstbewusstsein beim Schreiben herrscht. Die Angst vor dem weißen Blatt wird gemindert, Schreiben bringt plötzlich Spaß, Leichtigkeit und Freude.

### *Die Bildungslücke*

Für viele Menschen ist der Umgang mit KI-Werkzeugen ein alltägliches Geschäft, für andere Gruppen eine schwer überwindbare Hürde. Junge Menschen fühlen sich oft in ihrem Bedürfnis, sich im Schulkontext mit neuen, modernen Technologien auseinandersetzen zu wollen, schlecht oder kaum unterstützt. Die Bereitschaft der Lehrkräfte sich mit zusätzlichen, äußerst relevanten neuen Themenkomplexen auseinanderzusetzen, ist angesichts eines überlasteten Bildungssystems mit Lehrkräftemangel, verschwindend gering. Hinzu kommt der Generationenkonflikt: Für die Älteren unter uns ist es zunehmend schwieriger, sich mit diesen neuen Dynamiken tiefer zu beschäftigen. Oft geht in der Auseinandersetzung damit eine Angst vor dem Neuen einher und damit ein Mangel an Bereitschaft. Wer soll also wie diese neuen Inhalte vermitteln? Und ist unser Bildungssystem für diese Aufgabe gewappnet?

### *Demokratische Bildung*

Bildungsprozesse müssen so gestaltet werden, dass ein sinnstiftender, verantwortungsvoller Umgang mit KI stattfinden kann. Es gibt kein klassisches Curriculum für KI-basierte Werkzeuge und es gibt auch kaum Erfahrungswerte,

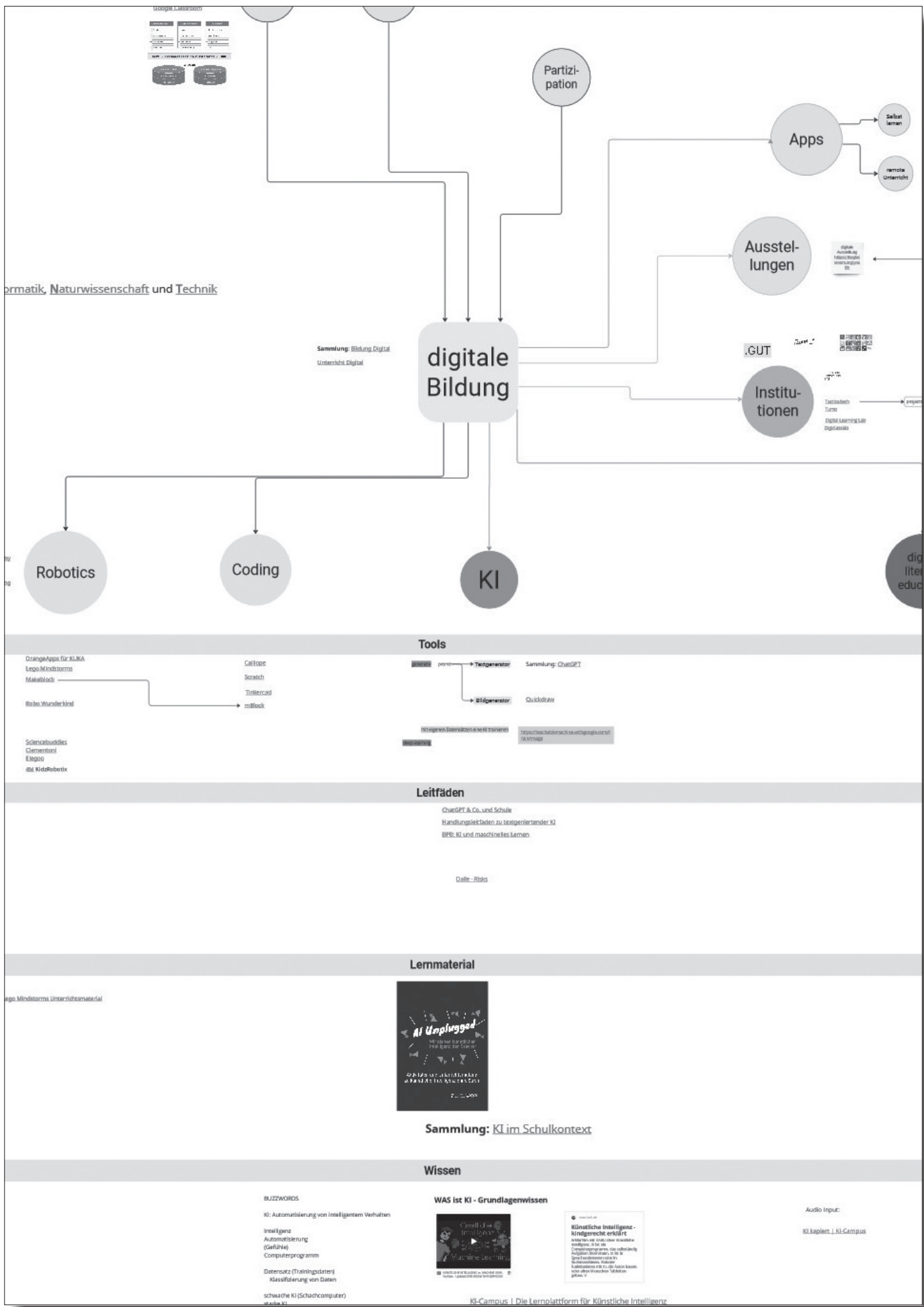
die als Templates für das Gestalten des Unterrichts einsetzbar wären. Für Lehrende wird es daher immer wichtiger, transparent und klar zu kommunizieren, warum es relevant ist, was Studierende lernen. Bei der Neugestaltung eines zeitgemäßen Curriculums fordern wir daher mehr Partizipation mit den Lernenden, nur so wird eine nachhaltige Lern- und Lehrmotivation erzeugt. Demokratische Bildung fordert eine Formulierung der gemeinsamen Zielsetzung von Lehrenden mit Lernenden und aus diesen gemeinsam formulierten Curriculum, das stets und ständig mit Expert\*innen zusammen den neuen Anforderungen angepasst werden muss, kann eine veränderte Prüfungskultur abgeleitet werden, die Erfolg nicht nur linear nach Faktenwissen bemisst. Hinzu kommt, dass die Zugänglichkeit für KI-Werkzeuge für alle, ohne Barriere, gewährleistet sein muss.

### *Medienkompetenzen fördern*

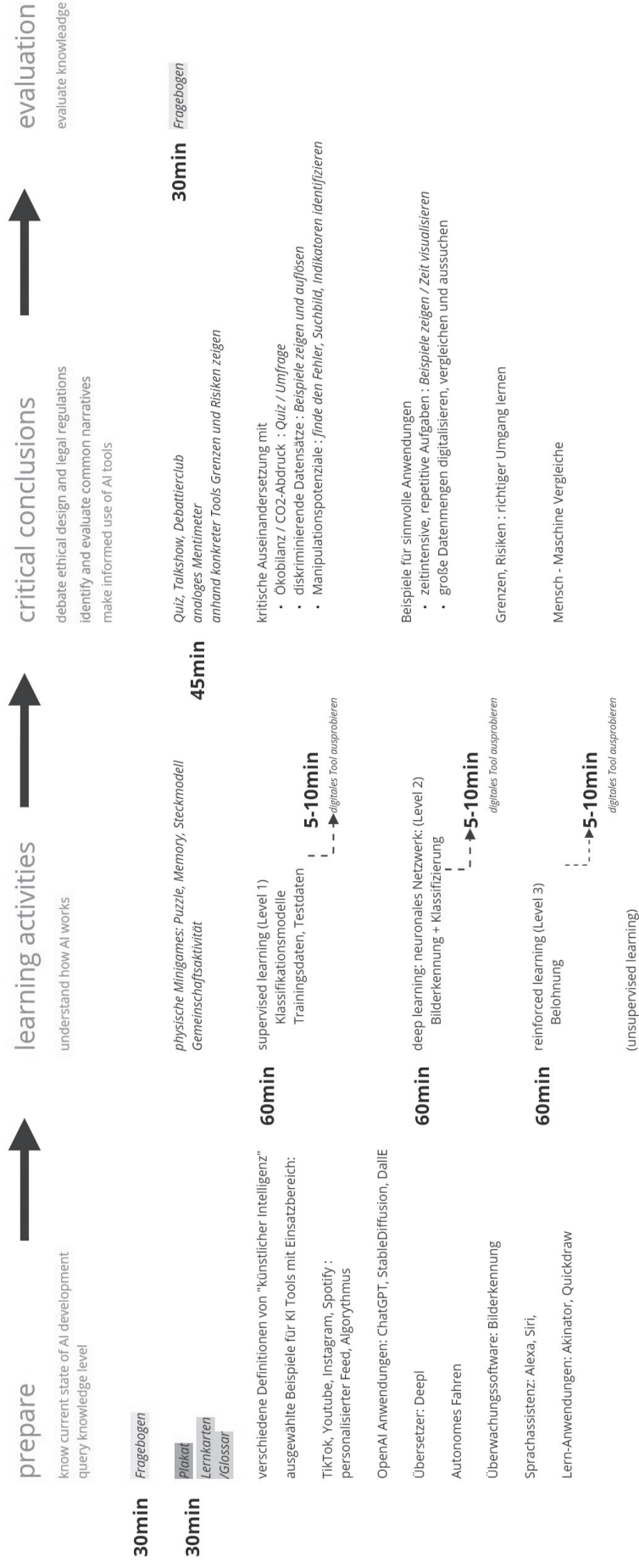
In ihrem Digital Competence Framework beschreibt die Europäische Kommission digitale Kompetenzen als die selbstbewusste, kritische und verantwortungsvolle Nutzung digitaler Technologien für das Lernen, die Arbeit und die Teilhabe an der Gesellschaft. Eine verantwortungsvolle Nutzung setzt aber einen gewissen Wissensstand zu den Hintergründen dieser digitalen Technologien voraus, dessen Zugang durch die zunehmende Vielfalt und Komplexität dieser oft erschwert ist.

### *Ziel dieses Projekts*

Dieses Projekt intendiert durch Wissensvermittlung diese komplexen technologischen Prozesse einer breiten Masse zugänglicher zu machen und damit die Wissenslücken und die damit verbundenen Barrieren innerhalb der Gesellschaft zu verkleinern. Das AI Learning Kit hat sich dabei auf KI-Werkzeuge und im Speziellen dem besseren Verständnis der Text-Bild-Generierung verschrieben. Mit dem Kit sollen Lehrende sprechfähiger gemacht und dazu befähigt werden, diese Inhalte weiterzugeben. Lernenden wird KI und maschinelles Lernen näher gebracht, um ihnen mehr Kompetenzen im Umgang mit digitalen Werkzeugen zu vermitteln, somit einen nachhaltig kritischen Umgang damit zu ermöglichen. Zeitgemäße Lehrinhalte wünschen sich nicht nur junge Menschen, die gerade die Schule besuchen, auch die ältere Generation braucht dringend einen Zugang zu den top aktuellen und zukunftsweisenden Technologien. Das AI Learning Kit ist ein Werkzeug, um sich dieser Herausforderung zu stellen.

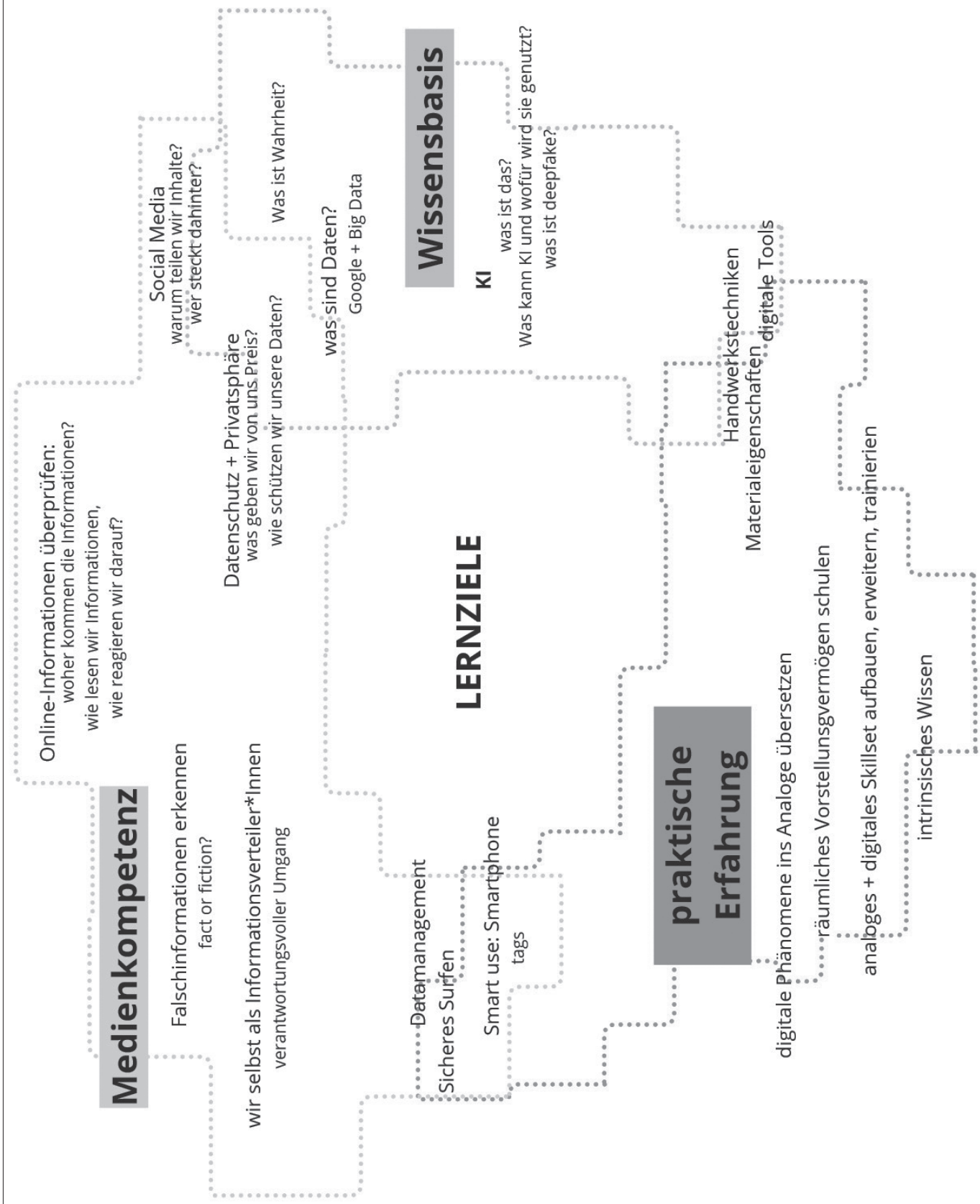


# THE AI LEARNING KIT





Nach welchen Prinzipien gestalten wir?



## Nach welchen Prinzipien gestalten wir?

- Wissen nachhaltig machen - Jean Piaget
- kollaborativer Prozess zwischen Mensch und Maschine führt zu Stimulationen
- Neurodiversität, diverses Lernen fördern, durch alternative Lernmethoden
- Maschine als informelles Werkzeug des individuellen Lernens und Erforschens
- Lernen hat sich durch die Einführung des Screens stark verändert, zB wie wir lesen und Informationen aufnehmen
- digitalen Raum ins Physische übertragen, um sich darin bewegen zu können, ihn erleben zu können
- Wissen aneignen durch Erfahrungen als nachhaltige Wissensvermittlung, da gelerntes mit Emotionen verknüpft wird.
- Hierarchien auflösen durch gemeinsames Lernen, voneinander Lernen fördert Selbstwirksamkeit
- Wissen begreifen, also haptisches, praktisches Lernen
- Interaktion von Mensch und Technologie als Gestaltungsanspruch
- Kommunikation, Kreativität, Kooperation, Kritisches Denken
- Wissen in Imaginationen erklären - Metaphern nutzen, mit Dingen verknüpfen die man\* schon kennt, zB die Sprache des Gamings
- Bildung ist im elektronischen Zeitalter eine Frage des Entdeckens und Erforschens
- etablierte Prozesse z.B. Kulturtechniken formieren/ gestalten sich neu
- Selbstvertrauen geht verloren: rückgängig machen
- Fehlertoleranzen zulassen
- Experimentierfreude wecken
- Digitale Kompetenzen sind die Basis, um in unsere immer digitaler werdenden Welt besser zu verstehen, was passiert - mündiger Mensch bleiben

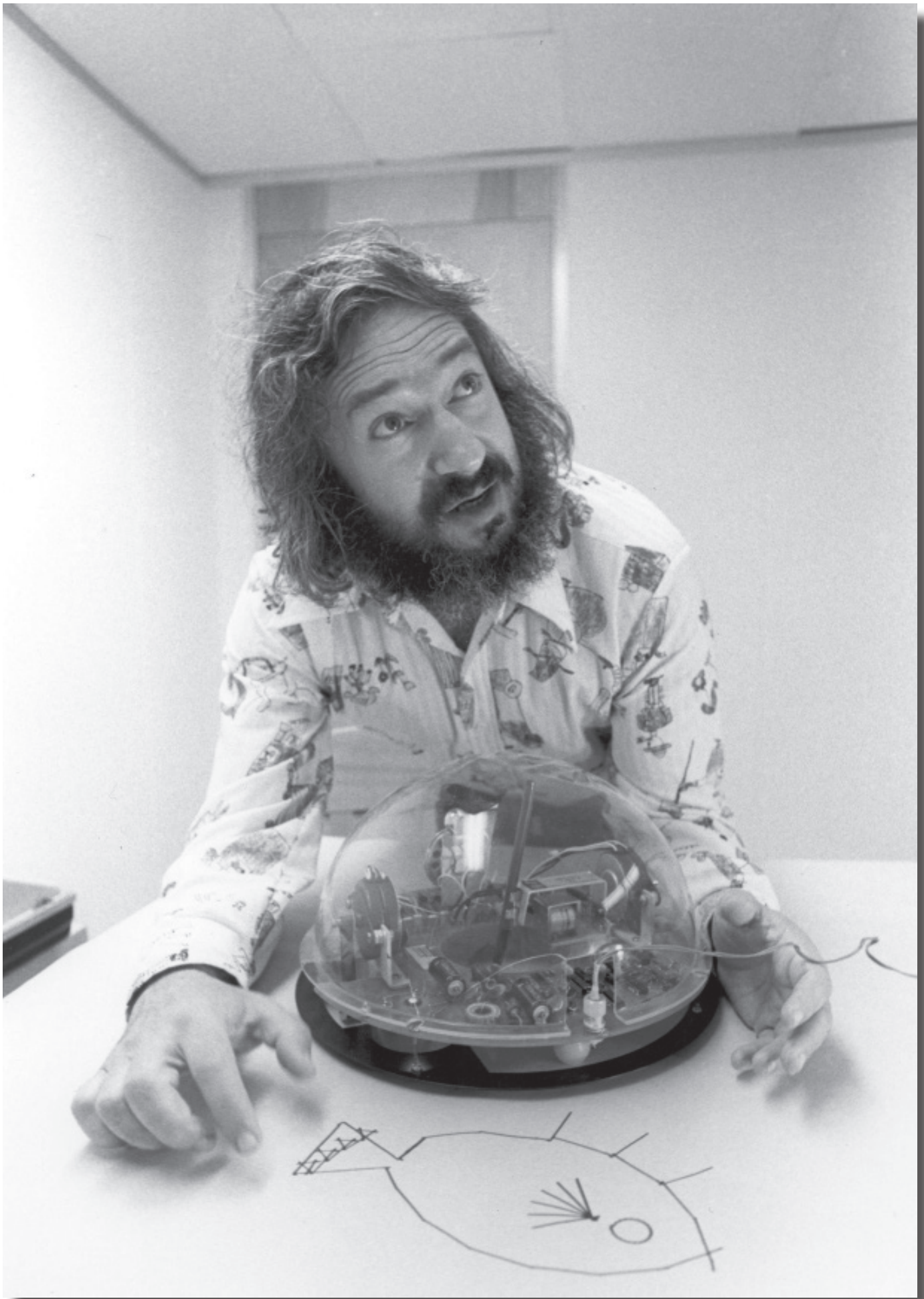
"Wir brauchen also einen Lehrplan für digitale Kompetenzen, zugänglich, sinnvoll und relevant für alle Schüler\*innen, damit sie die zukünftige digitale Gesellschaft so gestalten können, wie sie es wollen und brauchen. Statt eines statischen Lehrplans brauchen wir einen lebendigen, dynamischen, ständig aktualisierten Prozess, an dem Menschen aus verschiedenen Bereichen, einschließlich der Lernenden, beteiligt sein müssen."

Doris Weißels auf der re:publica 2023









## Vermittlungskonzept

Im Bereich der KI-Vermittlung existieren zahlreiche gute Konzepte, die hauptsächlich als Webanwendungen, Tutorials, Apps und Videos umgesetzt werden. Diese zeichnen sich durch gut gestaltete Interfaces und aufbereitete Informationen aus, was ihre einfache Konsumierbarkeit ermöglicht. Allerdings ist eine häufige Herausforderung, dass das Gelernte oft nicht lange im Gedächtnis bleibt. Das AI Learning Kit stellt einen analogen Gegenentwurf dar, der darauf abzielt, ein nachhaltiges Grundlagenverständnis über Künstliche Intelligenz zu etablieren. Anstatt auf digitale Medien zu setzen, liegt der Fokus auf praktischem, gemeinschaftlichem und spielerischem Lernen.

Durch das gemeinsame Erarbeiten der Informationen werden Erfahrungen, Erinnerungen und Bewegung miteinander verknüpft, um das Gelernte tiefer im Gedächtnis zu verankern. Dieses interaktive und aktive Lernen führt zu einem nachhaltigen Lernerlebnis, bei dem das Gelernte besser abgespeichert wird und ein wahres Verständnis der Informationen entsteht. Ein wesentlicher Aspekt ist die Aufteilung der Aufgabenbereiche, die eine wichtige Rolle in der Gruppenaktivität spielen. Durch die Zuweisung von Verantwortung für bestimmte Aufgaben entsteht eine erhöhte Selbstwirksamkeit, was wiederum den Lernerfolg unterstützt und die Motivation steigert. Die Teilnehmenden werden aktiv in den Lernprozess eingebunden und entwickeln ein Gefühl der Eigenverantwortung.

Der Fragebogen dient als Instrument zur Bestandsaufnahme des Wissensstandes der Teilnehmenden. Er ermöglicht es, auf unterschiedliche Vorkenntnisse Rücksicht zu nehmen. Dies fördert eine individualisierte Lernerfahrung und erhöht die Relevanz der Inhalte für jeden einzelnen Teilnehmenden. Die Lernkarten im AI Learning Kit bieten ein Glossar mit wichtigen Schlüsselbegriffen zum Thema Künstliche Intelligenz. Sie dienen als praktisches Hilfsmittel, auf das immer wieder zurückgegriffen werden kann, um eventuelle Unklarheiten zu klären oder das Gedächtnis aufzufrischen. Die Lernkarten unterstützen die Teilnehmenden dabei, sich mit dem Fachvokabular vertraut zu machen und ein solides Grundverständnis aufzubauen. Ein weiterer wichtiger Bestandteil des AI Learning Kits sind die Plakate, die einen kontextuellen Rahmen für das Erlernte bieten. Sie bieten visuelle Ankerpunkte und helfen den Teilnehmenden, das Gelernte in einen größeren Zusammenhang zu setzen. Durch Diskussionen und Interaktionen rund um die Plakate werden die Teilnehmenden ermutigt, ihre Gedanken auszudrücken, Fragen zu stellen und eine eigene Haltung zu entwickeln.

Das AI Learning Kit ermöglicht somit eine ganzheitliche und nachhaltige Lernerfahrung, bei der die Teilnehmenden aktiv in den Prozess des Wissenserwerbs einbezogen werden. Durch praktisches Lernen, gemeinsame Erarbeitung der Inhalte, aktives Einnehmen des Raums und die Verbindung von Wissen mit Erfahrungen und Bewegungen wird das Gelernte tiefer verankert. Das Ergebnis ist ein wahres Verständnis der Informationen, das über den Workshop hinaus Bestand hat und in verschiedenen Kontexten angewendet werden kann.

## Situating Constructionism

*By Seymour Papert and Idit Harel*

The following essay is the first chapter in Seymour Papert and Idit Harel's book *Constructionism* (Ablex Publishing Corporation, 1991).

It is easy enough to formulate simple catchy versions of the idea of constructionism; for example, thinking of it as "learning-by-making." One purpose of this introductory chapter is to orient the reader toward using the diversity in the volume to elaborate--to construct--a sense of constructionism much richer and more multifaceted, and very much deeper in its implications, than could be conveyed by any such formula.

My little play on the words construct and constructionism already hints at two of these multiple facets--one seemingly "serious" and one seemingly "playful." The serious facet will be familiar to psychologists as a tenet of the kindred, but less specific, family of psychological theories that call themselves constructivist. Constructionism--the N word as opposed to the V word--shares constructivism's connotation of learning as "building knowledge structures" irrespective of the circumstances of the learning. It then adds the idea that this happens especially felicitously in a context where the learner is consciously engaged in constructing a public entity, whether it's a sand castle on the beach or a theory of the universe. And this in turn implies a ramified research program which is the real subject of this introduction and of the volume itself. But in saying all this I must be careful not to transgress the basic tenet shared by the V and the N forms: If one eschews pipeline models of transmitting knowledge in talking among ourselves as well as in theorizing about classrooms, then one must expect that I will not be able to tell you my idea of constructionism. Doing so is bound to trivialize it. Instead, I must confine myself to engage you in experiences (including verbal ones) liable to encourage your own personal construction of something in some sense like it. Only in this way will there be something rich enough in your mind to be worth talking about. But if I am being really serious about this, I have to ask (and this will quickly lead us into really deep psychological and epistemological waters) what reasons I have to suppose that you will be willing to do this and that if you did construct your own constructionism that it would have any resemblance to mine?

I find an interesting toe-hold for the problem in which I called the playful facet--the element of tease inherent in the idea that it would be particularly oxymoronic to convey the idea of constructionism through a definition since, after all, constructionism boils down to demanding that everything be understood by being constructed. The joke is relevant to the problem, for the more we share the less improbable it is that our self-constructed constructions should converge. And I have learned to take as a sign of relevantly common intellectual culture and preferences the

penchant for playing with self-referentially recursive situations: the snake eating its tail, the man hoisting himself by his own bootstraps, and the liar contradicting himself by saying he's a liar. Experience shows that people who relate to that kind of thing often play in similar ways. And in some domains those who play alike think alike. Those who like to play with images of structures emerging from their own chaos, lifting themselves by their own bootstraps, are very likely predisposed to constructionism.

They are not the only ones who are so predisposed. In Chapter 9 of this volume, Sherry Turkel and I analyze the epistemological underpinnings of a number of contemporary cultural movements. We show how trends as different as feminist thought and the ethnography of science join with trends in the computer culture to favor forms of knowledge based on working with concrete materials rather than abstract propositions, and this too predisposes them to prefer learning in a constructionist rather than in an instructionist mode. In Chapter 2, I make a similar connection with political trends.

It does not follow from this that you and I would be precluded from constructing an understanding about constructionism in case you happened not to be in any of the "predisposed groups" I have mentioned. Of course not. I am not prepared to be "reductionist" quite to that extent about arguing my own theory, and in the following pages I shall probe several other routes to get into resonance on these issues: for example, stories about children are evocative for more people than recursions and can lead to similar intellectual positions.<sup>(1)</sup> But there is no guarantee; I have no argument like what is supposed to happen in formal logic where each step leads a depersonalized mind inexorably along a pre-set path. More like the tinkerer, the bricoleur, we can come to agreement about theories of learning (at least for the present and perhaps in principle) only by groping in our disorderly bags of tricks and tools for the wherewithal to build understandings. In some cases there may be no way to do it one-on-one but a mutual understanding could still be socially mediated: for example (to recall the context of discussing how to use this volume) we might both find ourselves in tune with Carol Strohecker and her evocative descriptions of working with knots. <sup>(2)</sup> Through her we might come together. But what if we didn't find a route to any understanding at all? This would be tragic if we were locked into a classroom (or other power ridden) situation where one of us has to grade the other; but in the best phases of life, including real science and mathematics, it turns out much more often than is admitted in schools to be right to say: *vivent les differences!*

I might appear in the previous paragraph to be talking about accepting or rejecting constructionism as a matter of "taste and preference" rather than a matter of "scientific truth." But a distinction needs to be made. When one looks at how people think and learn one sees clear differences. Although it is conceivable that science may one day show that there is a "best way," no such conclusion seems to be on the horizon. Moreover, even if there were, individu-



als might prefer to think in their own way rather than in the "best way." Now one can make two kinds of scientific claim for constructionism. The weak claim is that it suits some people better than other modes of learning currently being used. The strong claim is that it is better for everyone than the prevalent "instructionist" modes practiced in schools. A variant of the strong claim is that this is the only framework that has been proposed that allows the full range of intellectual styles and preferences to each find a point of equilibrium.

But these are not the questions to guide research in the next few years for they presuppose that the concept of constructionism has reached a certain level of maturity and stability. The slogan *vivent les differences* might become inappropriate at that stage. But when the concept itself is in evolution it is appropriate to keep intellectual doors open and this is where we are now. To give a sense of the methodology of this early "pre-paradigmatic" stage I shall tell some stories about incidents that fed the early evolution of the idea.

More than 20 years ago, I was working on a project at the Muzzey Junior High School in Lexington, MA, which had been persuaded by Wally Feuerzeig to allow a seventh grade to "do Logo" instead of math for that year. This was a brave decision for a principal who could not have known that the students would actually advance their math achievement score, even though they didn't do anything that resembled normal school math that year! But the story I really want to tell is not about test scores. It is not even about the math/Logo class. (3) It is about the art room I used to pass on the way. For a while, I dropped in periodically to watch students working on soap sculptures and mused about ways in which this was not like a math class. In the math class students are generally given little problems which they solve or don't solve pretty well on the fly. In this particular art class they were all carving soap, but what each students carved came from wherever fancy is bred and the project was not done and dropped but continued for many weeks. It allowed time to think, to dream, to gaze, to get a new idea and try it and drop it or persist, time to talk, to see other people's work and their reaction to yours--not unlike mathematics as it is for the mathematician, but quite unlike math as it is in junior high school. I remember craving some of the students' work and learning that their art teacher and their families had first choice. I was struck by an incongruous image of the teacher in a regular math class pining to own the products of his students' work! An ambition was born: I want junior high school math class to be like that. I didn't know exactly what "that" meant but I knew I wanted it. I didn't even know what to call the idea. For a long time it existed in my head as "soap-sculpture math."

Soap-sculpture math is an idea that buzzes in the air around my head wherever I go (and I assume it was present in the air the students who wrote the chapters in this volume breathed). Has it been achieved? Of course not. But little by little by little we are getting there. As you read the

chapters you will find many examples of children's work that exhibits one or another of features of the soap-sculpting class. Here I mention two simple cases which happened to move me especially deeply.

Last year, at Project Headlight of the Hennigan School in Boston, MA, I watched a group of children trying to make a snake out of LEGO/Logo. They were using this high-tech and actively computational material as an expressive medium; the content came from their imaginations as freely as what the others expressed in soap. But where a knife was used to shape the soap, mathematics was used here to shape the behavior of the snake and physics to figure out its structure. Fantasy and science and math were coming together, uneasily still, but pointing a way. LEGO/Logo is limited as a build-an-animal-kit; versions under development in our lab will have little computers to put inside the snake and perhaps linear activators which will be more like muscles in their mode of action. Some members of our group have other ideas: Rather than using a tiny computer, using even tinier logic gates and motors with gears may be fine. Well, we have to explore these routes (4). But what is important is the vision being pursued and the questions being asked. Which approach best melds science and fantasy? Which favors dreams and visions and sets off trains of good scientific and mathematical ideas?

Last week, I watched a tape of children from Project Mindstorm at the Gardner Academy in San Jose, CA. A fifth grader who was in his second year of working with LogoWriter was showing a spectacular sample of screen graphics he had programmed. When asked how he did it, he explained that he had to figure angles and curvatures to obtain the greatest "grace." His product was no less desirable than the soap sculptures, and its process much more mathematical than anything done in a usual math classroom. And he knew it, for he added with pride: I want to be a person who puts math and art together. Here again I hear answers to questions about taking down walls that too often separate imagination from mathematics. This boy was appropriating mathematics in a deeply personal way. What can we do to encourage this?

I'll tell another story to introduce a second idea. At the time of the Muzzey project in Lexington, Logo had not yet acquired the feature for which it is best known to most educators: It had no graphics, no Turtle. In fact, at Muzzey School there was no screen, only clanging teletype terminals connected to a distant "time-shared" computer. (In fact, the origination of the Logo Turtle was inspired by the soap-sculpture image and a few others like it.) About 10 years later, I was working with Sherry Turkle (5) and John Berlow at the Lamplighter School in Dallas, TX, the first elementary school where there were enough computers for children to have almost free access to them. The first space shuttle was about to go up, and in the tension of waiting for it appeared in many representations on screens all over the school. "Even the girls are making space ships," one girl told us. But we noticed that although everyone had space ships they did not make them the same way.

Some programmed their space ships as if they had read a book on "structured programming," in the top-down style of work that proceeds through careful planning to organize the work and by making subprocedures for every part under the hierarchical control of a superprocedure. Others seemed to work more like a painter than like this classical model of an engineer's way of doing things. The painter-programmer would put a red blob on the screen and call over her friends (for it was more often, though not always, a girl) to admire the shuttle. After a while someone might say: "But its red, the shuttle is white." "Well, that's the fire!"--came the reply--"Now I'll make the white body." And so the shuttle would grow, taking shape through a kind of negotiation between the programmer and the work in progress.

This and many other such incidents initiated an intense interest in differences in ways of doing things, and during the next few years (6) (which means into the time when the work in this volume was starting), "style" was almost as much in the air as the "soap-sculpture." I was very much troubled by questions about whether styles were categorical or a continuum, whether they were correlated with gender or ethnic cultures or personality types. These two key ideas set the stage for the evolution of constructionism.

Constructionism's line of direct descent from the soap-sculpture model is clearly visible. The simplest definition of constructionism evokes the idea of learning-by-making and this is what was taking place when the students worked on their soap sculptures. But there is also a line of descent from the style idea. The metaphor of a painter I used in describing one of the styles of programmer observed at the Lamplighter school is developed in Chapter 9 by Turkle and Papert in two perspectives. One ("bricolage") takes its starting point in strategies for the organization of work: The painter-programmer is guided by the work as it proceeds rather than staying with a pre-established plan. The other takes off from a more subtle idea which we call "closeness to objects"--that is, some people prefer ways of thinking that keep them close to physical things, while others use abstract and formal means to distance themselves from concrete material. Both of these aspects of style are very relevant to the idea of constructionism. The example of children building a snake suggests ways of working in which those who like bricolage and staying close to the object can do as well as those who prefer a more analytic formal style.

Building and playing with castles of sand, families of dolls, houses of Lego, and collections of cards provide images of activities which are well rooted in contemporary cultures and which plausibly enter into learning processes that go beyond specific narrow skills. I do not believe that anyone fully understands what gives these activities their quality of "learning-richness." But this does not prevent one from taking them as models in benefiting from the presence of new technologies to expand the scope of activities with that quality.

The chapters in this book offer many constructions of new learning-rich activities with an attempt to reach that quality. A conceptually simple case is the addition of new elements to LEGO construction kits and to the Logo micro-worlds, so that children can build more "active" models. For example, sensors, miniaturized computers that can run Logo programs, and motor controllers allow a child (in principle) to build a LEGO house with a programmable temperature control system; or to construct forms of artificial life and mobile models capable of seeking environmental conditions such as light or heat or of following or avoiding one another. Experiments carried out so far still fall a little short of this idealized description, and, moreover, have been mounted systematically only in the artificial contexts of schools or science centers. But it is perfectly plausible that further refinement of the components (combined, be it noted for further discussion below, with suitable marketing) might result in such "cybernetic" activities (as we choose to call them), thus becoming as much part of the lives of young children as playing with toys and dolls, or other more passive construction kits. It is also plausible that if this were to happen, certain concepts and ways of thinking presently regarded as far beyond children's ken would enter into what they know "spontaneously" (in the sense in which Piaget talks about children's spontaneous geometry or logic or whatever), while other concepts--which children do learn at school but reluctantly and not very well--would be learned with the gusto one sees in Nintendo games.

This vision advances the definition of constructionism and serves as an ideal case against which results that have been actually achieved can be judged. In particular, it illustrates the sense of the opposition I like to formulate as constructionism vs. instructionism when discussing directions for innovation and enhancement in education.

I do not mean to imply that construction kits see instruction as bad. That would be silly. The question at issue is on a different level: I am asking what kinds of innovation are liable to produce radical change in how children learn. Take mathematics as an extreme example. It seems obvious that as a society we are mathematical underperformers. It is also obvious that instruction in mathematics is on the average very poor. But it does not follow that the route to better performance is necessarily the invention by researchers of more powerful and effective means of instruction (with or without computers).

The diffusion of cybernetic construction kits into the lives of children could in principle change the context of the learning of mathematics. Children might come to want to learn it because they would use it in building these models. And if they did want to learn it they would, even if teaching were poor or possibly nonexistent. Moreover, since one of the reasons for poor teaching is that teachers do not enjoy teaching reluctant children, it is not implausible that teaching would become better as well as becoming less necessary. So changes in the opportunities for construction

could in principle lead to deeper changes in the learning of mathematics than changes in knowledge about instruction or any amount of "teacher-proof" computer-aided instruction.

This vision is presented as a thought experiment to break the sense of necessary connection between improving learning and improving teaching. But many of its elements can be related to real experiments described in the book. The potentially engaging qualities of the cybernetic construction kit is well established through work on the simpler version of it known as LEGO/Logo. The direct spill-over of LEGO/Logo onto mathematical learning is not discussed in this book, but a spill-over of something else in the same spirit was created and documented by Idit Harel for her doctoral dissertation (7). Her experiments show that children's attention can be held for an hour a day over periods of several months by making (as opposed to using) educational software—even when the children consider the content of the software to be utterly boring in its usual classroom form. Moreover, here we do see statistically hard evidence that constructionist activity—which integrates math with art and design and where the children make the software—enhances the effectiveness of instruction given by a teacher in the same topic (in the case in point, fractions).

Although most of the examples in the book use computers, some do not. Most strikingly, a "knot lab" has children building such unorthodox entities as a family tree of knots. Why is it included in this volume? Its designer, Carol Strohecker, would say "why knot?" (8) Constructionism and this book are about learning; computers figure so prominently only because they provide an especially wide range of excellent contexts for constructionist learning. But common old garden string, though less versatile in its range, provides some as well. The point is that the Knot Lab, the Software Design Studio, LEGO/Logo workshops, and other learning environments described in this book all work in one way; while instructionist learning environments, whether they use CAI or the pencil-and-paper technology of traditional classrooms, work in a different way.

The assertion that the various constructionist learning situations described here "work in one way" does not mean they are not very different. Indeed, in form they are very different, and intellectual work is needed to see what they have in common. The construction of physical cybernetic creatures is made possible by novel hardware. In a closely related example, Mitchel Resnick opened a new range of activities by creating a new software system: an extension of Logo called \*Logo which enables a child to create thousands of "screen creatures" which can be given behaviors to produce phenomena similar to those seen in social insects (9). Judy Sachter created a software system for children to work in 3-D graphics (10). Idit Harel used existing hardware and software; her invention (like Carol Strohecker's) was on a social level. She organized children into a Software Design Studio within which they learned by teaching, which gave cultural, pedagogical, as well as

technical support for the children to become software designers.

There cannot be many research groups in education with the capability of innovating in so many ways. (Is this one result of constructionist environments?) Still, what makes the Epistemology and Learning Group unique is not this diversity as such, but the search for underlying unity. The creation of a multitude of learning situations (sometimes called learning environments or microworlds) is a great asset, but what gives constructionism the status of a theoretical project is its epistemological dimension.

Instructionism vs. constructionism looks like a split about strategies for education: two ways of thinking about the transmission of knowledge. But behind this there is a split that goes beyond the acquisition of knowledge to touch on the nature of knowledge and the nature of knowing. There is a huge difference in status between these two splits. The first is, in itself, a technical matter that belongs in an educational school course on "methods." The second is what ought properly to be called "epistemological." It is close to fundamental issues that philosophers think of as their own. It raises issues that are relevant to the nature of science and to the deepest debates in psychology. It is tangled with central issues of radical thinking in feminism, in Africanism, and in other areas where people fight for the right not only to think what they please, but to think it in their own ways.

Concern with ways of knowing and kinds of knowledge is pervasive in all the chapters in this volume (11) and this is what creates connection with a contemporary movement that goes far beyond education. Indeed, manifestations of the movement in question do not always label themselves as directly concerned with education. And even when they do, the educational concerns they express seem at first sight to be disconnected. This is demonstrated by the complexities of some common issues that appear in different guises in my own contributions to this collection. My chapter with Sherry Turkle ("Epistemological Pluralism and the Revaluation of the Concrete," Chapter 9) distills an epistemological essence from inquiry into the sociology of knowledge. My closing speech at the World Congress on Computers and Education ("Perestroika and Epistemological Politics," Chapter 2) looks at the same epistemological categories through political metaphors (which may well be more than metaphoric). And my chapter with Idit Harel ("Software Design as a Learning Environment," Chapter 4) looks at them through the lens of a particular educational experience. The understanding that my concerns with ways of knowing and kinds of knowledge are not disconnected from educational concerns grew out of my concerns with knowledge appropriation and styles of thinking (or one's style of making a piece of knowledge one's own); it is time to pick this thread up again.

In the chapter by Turkle and Papert the question of style takes on a new guise. The issue has shifted from the psychological question—Who thinks in one style or the ot-

her?--to the epistemological question of characterizing the differences. In that chapter we take a new look at the confluence of "noncanonical" epistemological thinking from sources as diverse as the ethnographic study of laboratories, intellectual movements inspired by feminist concerns, and trends within computer cultures. It is clear enough that each of these streams taken separately carries implications for education. But to capture a common implication one has to look beyond what one might call "a first impact," which in each case tends to be specific rather than common, focused on educational content rather than on underlying epistemologies. Thus, feminism's first and most obvious influence on education was tied to issues that very specifically affect women, for example, the elimination of gender stereotypes from school books, without in any way discounting its importance (and the likelihood that the waves it creates will go much further). I call this a "cleanup" because in itself it is compatible with similar books. While this can be, and usually is, implemented as a very local change, the implications of feminist challenges to received ideas about the nature of knowing run radically deeper. For example, traditional epistemology gives a privileged position to knowledge that is abstract, impersonal, and detached from the knower and treats other forms of knowledge as inferior. But feminist scholars have argued that many women prefer working with more personal, less-detached knowledge and do so very successfully. If this is true, they should prefer the more concrete forms of knowledge favored by constructionism to the propositional forms of knowledge favored by instructionism. The theoretical thrust of "Epistemological Pluralism" is to see this epistemological challenge as meshing with those made by the other two trends it analyzes.

The need to distinguish between a first impact on education and a deeper meaning is as real in the case of computation as in the case of feminism. For example, one is looking at a clear case of first impact when "computer literacy" is conceptualized as adding new content material to a traditional curriculum. Computer-aided instruction may seem to refer to method rather than content, but what counts as a change in method depends on what one sees as the essential features of the existing methods. From my perspective, CAI amplifies the rote and authoritarian character that many critics see as manifestations of what is most characteristic of--and most wrong with--traditional school. Computer literacy and CAI, or indeed the use of word-processors, could conceivably set up waves that will change school, but in themselves they constitute very local innovations--fairly described as placing computers in a possibly improved but essentially unchanged school. The presence of computers begins to go beyond first impact when it alters the nature of the learning process; for example, if it shifts the balance between transfer of knowledge to students (whether via book, teacher, or tutorial program is essentially irrelevant) and the production of knowledge by students. It will have really gone beyond it if computers play a part in mediating a change in the criteria that govern what kinds of knowledge are valued in education. The crucial thesis of "Epistemological Pluralism" is that while

computers are often seen as supporting the abstract and impersonal detached kinds of knowing (which have drawn fire from feminists), computational thinking and practice has been shifting in the opposite direction towards a potential synergy with the feminist position.

Ethnographic studies of science provide a final example of a contrast between a superficial--though as in the other cases still valuable--first impact, and a potentially deep epistemological one. Work by Latour, Traweek, Keller, and many others has produced a picture of how scientists actually work that should be shared with children: But telling children how scientists do science does not necessarily lead to far-reaching change in how children do science; indeed, it cannot, as long as the school curriculum is based on verbally-expressed formal knowledge. And this, in the end, is what construction is about.



## Footnotes

(1) I understand Piaget better when he lets the concrete thinker in him emerge in his playing with extracts from children's dialogue than when he writes as a "formal" thinker. This does not mean that I do not agree with the essential core of Piaget's thinking, though I am less sure that he himself always does.

(2) In Chapter 12 of Constructionism.

(3) This math/Logo class is the source of several anecdotes in my book *Mindstorms* (1980); it is also discussed in my paper *Teaching Children Thinking* (1971).

(4) For further descriptions of LEGO/Logo and LEGO Creatures learning environments, see Chapters 7, 8, 15, 188, and 19 of Constructionism.

(5) Sherry Turkle has written a theoretical analysis of this experience which should be read by everyone interested in children and computers: *The Second Self: The Human Spirit in the Computer Culture*. See also Chapter 9 by Turkle and Papert in Constructionism.

(6) Observations on differences in styles of Logo programming were reported in Papert, Watt, diSessa, & Weir (1979). Sylvia Weir, who participated very actively in the pre- and early periods of the Epistemology and Learning group developed an approach to style in her book *Cultivating Minds: A Logo Casebook* (1986).

(7) See Idit Harel's dissertation *Software Design for Learning: Children's Construction of Meaning for Fractions and Logo Programming* (1988) which was revised and published as *Children Designers: Interdisciplinary Constructions for Learning and Knowing Mathematics in a Computer-Rich School* (1991). See also Chapters 4, 5, 6, and 22 in Constructionism.

(8) See Carol Strohecker's dissertation (1991), and Chapter 12 in Constructionism.

(9) See Chapters 11 and 19 in Constructionism.

(10) See Chapter 17 in Constructionism.

(11) See especially Part III, "Thinking about Thinking: Epistemological Styles in Constructionist Learning," Chapters 9 through 17 in Constructionism.

## References

Harel, I. (1991). *Children designers: Interdisciplinary constructions for learning and knowing mathematics in a computer-rich school*. Norwood, NJ: Ablex Publishing.

Papert, S. (1980). *Mindstorms*. New York: Basic Books.

Papert, S. (1970). *Teaching children thinking* (AI Memo

No.247 and Logo Memo No. 2). Cambridge, MA: MIT Artificial Intelligence Laboratory.

Papert, S., Watt, D., di Sessa, A., & Weir, S. (1979). *Final report of the Brookline Logo Project: Parts 1 and 11* (Logo Memos Nos. 53 and 54). Cambridge, MA: MIT Artificial Intelligence Laboratory.

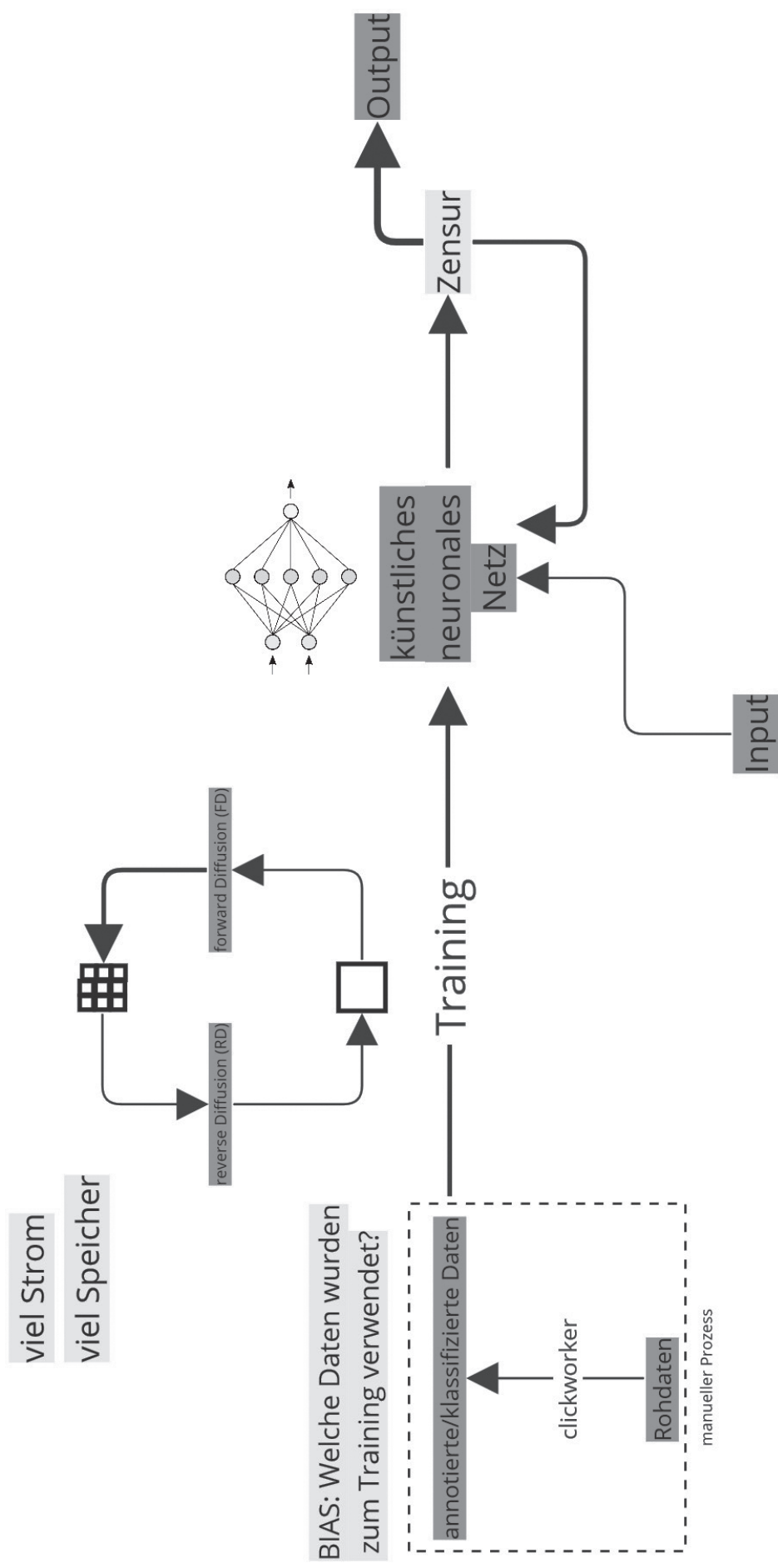
Strohecker, C. (1991). *Why Knot?* Unpublished doctoral dissertation. Cambridge, MA: MIT Media Lab.

Turkle, S. (1984). *The second self. The human spirit in the computer culture*. New York: Simon and Schuster.

Weir, S. (1986). *Cultivating minds: A logo casebook*. New York: Harper and Row.







## Lernaktivität: Generative KI

In Situationen, in denen ein zu lösendes Problem nur schwer in logische Regeln übersetzt werden kann, werden häufig künstliche neuronale Netze eingesetzt. Zu diesen Problemen gehören das Verständnis von Texten oder das Erkennen von Objekten in Bildern. Die Entwurfsidee für künstliche neuronale Netze entstammt der Neurobiologie und orientiert sich am Aufbau des menschlichen Gehirns. Analog zu einer menschlichen Nervenzelle, die verschiedene Reize verarbeitet und einen Impuls weitergibt, verarbeitet auch ein künstliches Neuron verschiedene Eingaben und kann ein Signal weitergeben. Die Eingabekanten sind mit einem Gewicht versehen, d.h. sie haben einen unterschiedlich starken Einfluss auf die Ausgabe des Neurons. Ein künstliches Neuron ist damit zwar entfernt an die Funktionsweise eines menschlichen Neurons angelehnt, funktioniert aber eher wie ein einfacher Taschenrechner: Es multipliziert die Kantengewichte und Eingabewerte, addiert diese und gibt ein Ergebnis weiter. Genau wie im menschlichen Nervensystem, hängen viele Neuronen zusammen und bilden auf diese Weise ein Netz. Die Neuronen werden dabei in Schichten angeordnet. Je nach Komplexität eines Problems kann ein Netz aus zwei, aber auch aus mehr Schichten bestehen. Hat ein Netz weitere Schichten zwischen Ein- und Ausgabeschicht so spricht man von Deep Learning.

In der Praxis funktioniert die Bilderkennung bzw. -klassifikation meist über sogenannte Convolutional Neural Networks, welche darauf spezialisiert sind, selbständig Muster zu erkennen und sich daher sehr gut eignen, um Bilder zu klassifizieren. Diese Art von neuronalen Netzen zeichnet sich dadurch aus, dass sie sogenannte Convolutions (Faltungen) nutzt, um Merkmale und Muster aus Eingabedaten zu extrahieren. Mittlerweile können diese Netze Bilder schneller klassifizieren als Menschen. Wie funktioniert das genau? Digitale Fotos sind aus kleinen Farbelementen – den Pixeln – zusammengesetzt, die in einem Raster angeordnet sind. Jedes Pixel hat einen gewissen Farbwert. Für den Computer sind Fotos anders als für uns Menschen also zunächst nur Zahlenwerte. Netze zur Bilderkennung versuchen anfangs einfache Merkmale – sogenannte Features – zu erkennen. Dazu werden Filter über das Bild gelegt. Das ähnelt dem, was wir in Fotobearbeitungsprogrammen machen, wenn wir dort beispielsweise den Hochpassfilter anwenden. Letztlich handelt es sich hierbei um eine mathematische Berechnung, welche mehrere Bildpunkte erfasst und mit einem Filter zu einem neuen Bildpunkt verrechnet. Je nach Filter kann so beispielsweise in einem ersten Schritt erkannt werden, dass sich Pixel mit verbinden lassen. Auf einer weiteren Ebene werden dann Merkmale wie horizontale und vertikale Linien, Kreise oder Ecken extrahiert. Gängige Bildbearbeitungsprogramme wie Gimp erlauben das Eingeben solcher Filter in Form einer Matrix, eine gute Möglichkeit deren Wirkung selbst auszuprobieren.

Ein neuronales Netz kann jedoch nicht ohne Weiteres den Inhalt jedes Bildes erkennen. Vielmehr ist der Anwen-

dungsrahmen sehr begrenzt: Das neuronale Netz muss mit einer sehr großen Menge von Bildern (mehrere Tausend) zunächst „trainiert“ werden. Dabei lernt es, welche Merkmale für Bilder, die zu einer bestimmten Kategorie gehören, entscheidend sind. Somit kann das neuronale Netz auch nur Bilder korrekt klassifizieren, deren Kategorie ihm bekannt ist. Z. B. kann ein Netz, welches Hunde und Katzen unterscheiden soll, keine anderen Tiere erkennen, sondern sortiert sie vielmehr in eine der beiden bekannten Kategorien ein. Ein trainiertes neuronales Netz kann seine Aufgabe jedoch deutlich schneller erfüllen, als Menschen das jemals könnten. Daher werden Bilderkennungsverfahren z. B. in selbstfahrenden Autos zur Erkennung verschiedener Objekte im Straßenverkehr (Gegenverkehr, Fußgänger etc.) oder in der Hautkrebserkennung bereits eingesetzt.

# An In-Depth Guide to Denoising Diffusion Probabilistic Models – From Theory to Implementation

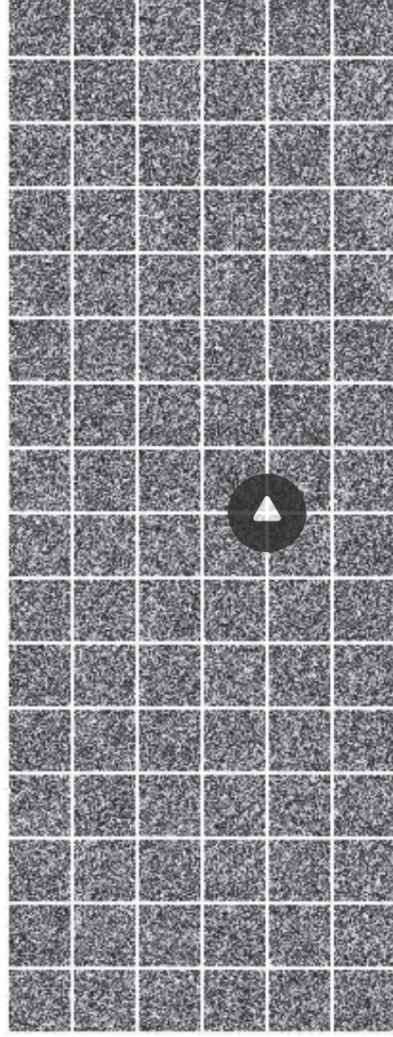


Vaibhav Singh

MARCH 6, 2023 — [LEAVE A COMMENT](#)

[AI Art Generation](#)[Deep Learning](#)[Diffusion Models](#)[Generative Models](#)

Diffusion probabilistic models are an exciting new area of research showing great promise in image generation. In retrospect, diffusion-based generative models were first introduced in 2015 and popularized in 2020 when Ho et al. published the paper “Denoising Diffusion Probabilistic Models” (DDPMs). DDPMs are responsible for making diffusion models practical. In this article, we will highlight the key concepts and techniques behind DDPMs and train DDPMs from scratch on a “flowers” dataset for unconditional image generation.





Singh, V.(2023, 06. März) <https://learnopencv.com/denoising-diffusion-probabilistic-models/#forward-diffusion-image-corruption> (Abgerufen 06.07.2023)

### *An In-Depth Guide to Denoising Diffusion Probabilistic Models – From Theory to Implementation*

Diffusion probabilistic models are an exciting new area of research showing great promise in image generation. In retrospect, diffusion-based generative models were first introduced in 2015 and popularized in 2020 when Ho et al. published the paper “Denoising Diffusion Probabilistic Models” (DDPMs). DDPMs are responsible for making diffusion models practical. In this article, we will highlight the key concepts and techniques behind DDPMs and train DDPMs from scratch on a “flowers” dataset for unconditional image generation.

#### *The Need For Generative Models*

The job of image-based generative models is to generate new images that are similar, in other words, “representative” of our original set of images.

We need to create and train generative models because the set of all possible images that can be represented by, say, just (256x256x3) images is enormous. An image must have the right pixel value combinations to represent something meaningful (something we can understand). An image of a Sunflower. For example, for the above image to represent a “Sunflower”, the pixels in the image need to be in the right configuration (they need to have the right values). And the space where such images exist is just a fraction of the entire set of images that can be represented by a (256x256x3) image space.



Now, if we knew how to get/sample a point from this subspace, we wouldn’t need to build “generative models.” However, at this point in time, we don’t.

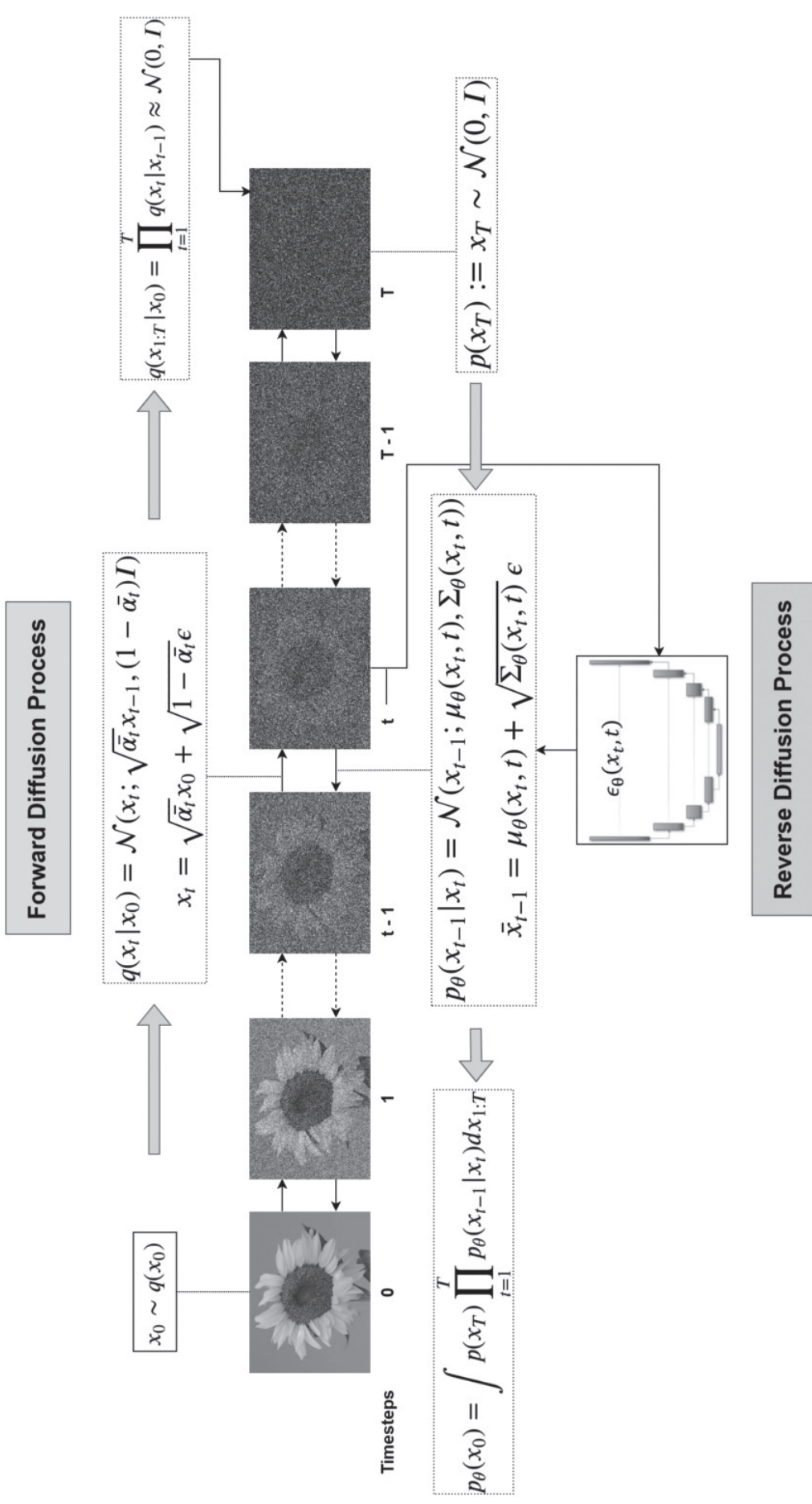
The probability distribution function or, more precisely, probability density function (PDF) that captures/models

this (data) subspace remains unknown and most likely too complex to make sense.

This is why we need ‘Generative models — To figure out the underlying likelihood function our data satisfies.

A PDF is a “probability function” representing the density (likelihood) of a continuous random variable – which, in this case, means a function representing the likelihood of an image lying between a specific range of values defined by the function’s parameters.

Every PDF has a set of parameters that determine the shape and probabilities of the distribution. The shape of the distribution changes as the parameter values change. For example, in the case of a normal distribution, we have mean  $\mu$  and variance  $\sigma^2$  that control the distribution’s center point and spread.



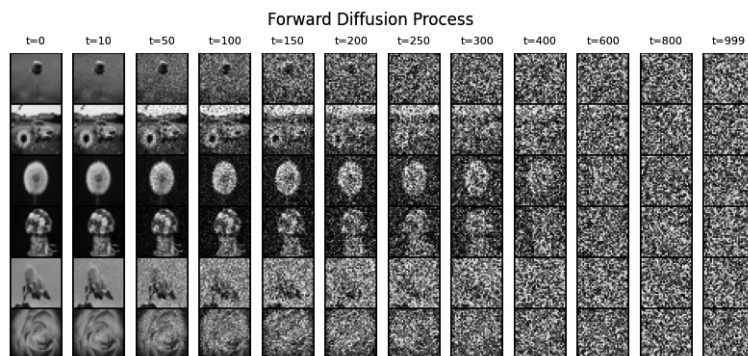


### Forward Diffusion

In the “Forward Diffusion” process, we slowly and iteratively add noise to (corrupt) the images in our training set such that they “move out or move away” from their existing subspace. What we are doing here is converting the unknown and complex distribution that our training set belongs to into one that is easy for us to sample a (data) point from and understand. At the end of the forward process, the images become entirely unrecognizable. The complex data distribution is wholly transformed into a (chosen) simple distribution. Each image gets mapped to a space outside the data subspace.

### Reverse Diffusion

In the “Reverse Diffusion process,” the idea is to reverse the forward diffusion process. We slowly and iteratively try to reverse the corruption performed on images in the forward process. The reverse process starts where the forward process ends. The benefit of starting from a simple space is that we know how to get/sample a point from this simple distribution (think of it as any point outside the data subspace). And our goal here is to figure out how to return to the data subspace. However, the problem is that we can take infinite paths starting from a point in this “simple” space, but only a fraction of them will take us to the “data” subspace. In diffusion probabilistic models, this is done by referring to the small iterative steps taken during the forward diffusion process. The PDF that satisfies the corrupted images in the forward process differs slightly at each step. Hence, in the reverse process, we use a deep-learning model at each step to predict the PDF parameters of the forward process. And once we train the model, we can start from any point in the simple space and use the model to iteratively take steps to lead us back to the data subspace. In reverse diffusion, we iteratively perform the “denoising” in small steps, starting from a noisy image. This approach for training and generating new samples is much more stable than GANs and better than previous approaches like variational autoencoders (VAE) and normalizing flows.



The original image gets increasingly corrupted as timesteps increase. At the end of the forward process, we are left with noise.







## Workshop

Um das Konzept der Lernaktivität zu prüfen und weiterzuentwickeln, organisierten wir einen Workshop in der Passage 13 in Halle Neustadt für Schüler\*innen der Kastanienallee Gesamtschule. Gemeinsam mit den Teilnehmenden setzten wir uns mit dem Thema der generativen Text-zu-Bild-KI auseinander. Die Relevanz des Themas Künstliche Intelligenz zeigte sich sofort, da das Interesse daran sehr groß war. Allerdings war das vorhandene Wissen und Verständnis noch sehr rudimentär.

Der Workshop ermöglichte es uns, das Feedback der Teilnehmenden zu erhalten und ihre Bedürfnisse besser zu verstehen. Wir konnten erkennen, welche Teile des Konzepts gut funktionierten und welche Bereiche noch Verbesserungspotenzial aufwiesen. Die aktive Einbeziehung der Teilnehmenden in den Gestaltungsprozess ermöglichte es uns, ihr individuelles Lerninteresse und ihre bevorzugten Lernmethoden besser zu berücksichtigen.

Die Zusammenarbeit mit den Schüler\*innen war besonders wertvoll, da sie eine vielfältige Perspektive einbrachten und uns halfen, das Vermittlungskonzept aus unterschiedlichen Blickwinkeln zu betrachten. Wir konnten feststellen, dass praktisches Arbeiten und die gemeinsame Erarbeitung von Inhalten besonders effektiv waren, um das Interesse und die Motivation der Teilnehmenden zu wecken. Zum Beispiel half eine klar formulierte Aufgabe mit Gamecharakter, die Aufmerksamkeit der Schüler\*innen beim Lernspiel zu behalten. Daraus entstanden die 5 Rollen mit ihren eigenen Schwerpunkten in der Lernaktivität.

Der Workshop diente aber nicht nur dazu, das vorhandene Wissen der Teilnehmenden zu erweitern, sondern auch dazu, ihr Selbstvertrauen im Umgang mit dem Thema Künstliche Intelligenz zu stärken. Durch die Möglichkeit, eigene Ideen einzubringen und aktiv am Lernprozess teilzunehmen, konnten die Teilnehmenden ein Gefühl der Selbstwirksamkeit entwickeln.

Insgesamt war der Workshop eine bereichernde Erfahrung für alle Beteiligten. Wir konnten nicht nur Wissen vermitteln, sondern auch eine Begeisterung für das Thema Künstliche Intelligenz wecken. Der Workshop hat gezeigt, dass durch eine interaktive und praxisorientierte Vermittlung ein tieferes Verständnis und langfristiges Interesse am Thema entstehen können.





























### 1.1 Fragebogen

Zu Beginn wollen wir mit Hilfe des Fragebogens den Wissensstand der Teilnehmenden abfragen. Selbstständig oder gemeinsam kann der erste Teil des Fragebogens ausgefüllt werden. Die Rückseite, also der zweite Teil wird am Ende der Session ausgefüllt um die Lernerfolge festzuhalten.

### 1.2 Lernkarten

Als nächsten können die Lernkarten/ den Glossar genutzt werden, um grundlegende Begriffe zu erklären und somit ein Grundverständnis aufzubauen. Es empfiehlt sich, die Karten einmal gemeinsam durchzugehen wie Vokabelkarten und anschließend kann immer wieder darauf zurück gegriffen werden.

#### 2.1 Rollenbeschreibungen

Das Szenario: Wie kann ein neuronales Netzwerkmodell Bilder aus Text generieren? Welche Prozesse stecken hinter dieser komplexen Rechenoperation und wie wird das Modell trainiert? Welche ethischen Fragen kommen auf, wenn genau betrachtet wird, auf welche Weise Datensätze erzeugt werden und wie lässt sich solch ein System in seinem Output kontrollieren?

Mit dieser Lernaktivität wird die Funktionsweise eines neuronalen Netzwerkmodells erarbeitet. Das KI-Modell ist in diesem Szenario für die Text-zu-Bild-Generierung konzipiert und wird dafür entsprechend trainiert. Daten werden erzeugt und anschließend kategorisiert, um dann den Checkpoint also das künstliche Neuronale Netz durch Trainig aufzubauen. In den fünf Stationen werden die einzelnen Prozesse als Aktivität nachgestellt.

#### Aufbau

Die Lernkarten sollten vor dem Aufbau der Stationen in der Gruppe besprochen werden. Die Inhalte sind Voraussetzung zum besseren Verständnis der nachfolgenden Handlungen.

1. Entnehme aus dem AI Learning Kit gelaserten Schnittmuster aus 3mm Material und entferne die Amulette vorsichtig. Die Platten werden später wieder benutzt, schmeiße sie nicht weg.
2. Befestige die Kordeln jeweils an den fünf Badges und ordne sie fünf Personen zu. Es können auch Teams gebildet werden. Jedes Badge repräsentiert dabei einen Prozess des KI-Modells.
3. Verteile nun die Rollenbeschreibungen zu den entsprechenden Badges und lasst die Mitglieder jeder Gruppe ihre Karte genau studieren und sich dann gegenseitig erklären.

### 2.2 Stationen

#### Aufbau

Die Amulette sind nun in den Gruppen verteilt und die Inhalte dazu gemeinsam besprochen worden. Es werden nun im Raum die fünf Stationen aufgebaut. Diese Stationen repräsentieren die einzelnen Verarbeitungsprozesse

der Text-zu-Bild-Generierung.

1. Entnehme behutsam die verbliebenen Schilder mit den Stellfüßen aus den Schnittmustern. Die Schnittmusterplatten werden später wieder zur Aufbewahrung benutzt.
2. Stecke die Teile zusammen und positioniere sie im Raum auf Tischen oder Orten, an denen auch später gearbeitet werden kann.

### 3.1 Plakate

Im AI Learning Kit sind drei Plakate enthalten, die auf sensible Themenfelder rund um künstliche Intelligenz aufmerksam machen sollen. Besprecht die Plakate, denk gemeinsam über Risiken und Gefahren nach und hinterfragt wie und warum ihr KI-Werkzeuge benutzt. Ist das Bild echt? Haben Obama und Merkel wirklich am Strand im Wasser zusammen Eis gegessen? Das Plakat zu Reels und Fakes gibt Tips und Tricks, wie Deep Fakes besser identifiziert werden können. Diskutiert die Risiken von solchen Bildmanipulationen und überlegt wie man sich besser dagegen schützen kann. Checkliste für das Erkennen von fakes und Reals:

Heranzoomen

Achte auf Körperproportionen

Beachte die Details

Prüfe den Hintergrund

Führe eine rückwärts gerichtete Bildsuche durch

### 3.2 Plakat

Daten & Diskriminierung

Sind Datensätze für KI-Modelle wirklich repräsentativ oder werden Personengruppen ausgeschlossen? Was hat das für Auswirkungen auf das Benutzen dieser KI-Werkzeuge. Sollte nachgebessert werden und wie könnte das funktionieren? Diskutiert diese Themen in der Gruppe am Plakat. Es gibt zwei Kategorien von Verzerrungen, auch Bias genannt, die zu Diskriminierung bei KIs führen:

Algorithmische Verzerrungen &

Gesellschaftliche Verzerrungen

Wie wirkt sich die Digitalisierung auf unsere Umwelt und die Natur aus? Welche Infrastrukturen sind nötig, um unseren Datentransfer auf dem Planeten zu ermöglichen? Wie viel Energie wird beim „prompten“ verbraucht, welchen CO<sup>2</sup> Fußabdruck hinterlassen KI-Werkzeuge. Dieses Plakat soll die ökologischen Hintergründe zu unserem immer rasanter ansteigendem Datenkonsum beleuchten und zur kritischen Diskussion anregen.

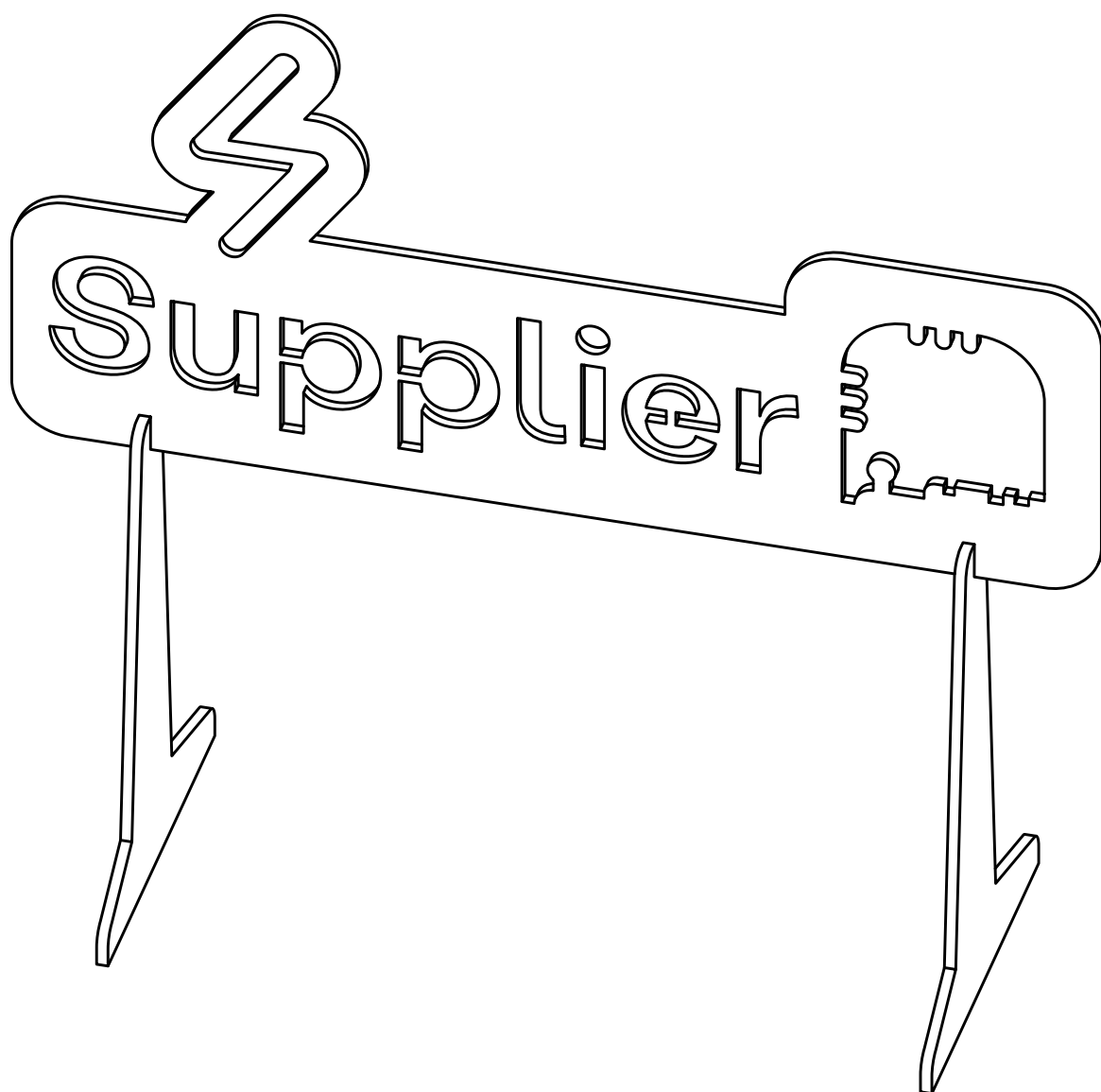
### 4.1 Fragebogen

Am Ende des Workshops wollen wir mit Hilfe des zweiten Teils des Fragebogens den Wissensstand der Teilnehmenden überprüfen, Lernerfolge festhalten und ermitteln, wie gut dieses Lernpaket funktioniert, um daraus Schlüsse für Verbesserungen zu ziehen. Selbstständig oder gemeinsam kann der Teil des Fragebogens ausgefüllt werden.









## 2.2 Stationen

### *Data Sorter*

Material: Laptop, PC oder Netzwerk mit Drucker, Druckerpapier, Klebezettel, Stifte, Tisch

Es empfiehlt sich, das Druckerpapier auf 10x15cm Fotoformat vorzubereiten und auch nur so klein und monochrom zu drucken. Eine entsprechende Einstellung sollte an jedem Drucker vorhanden sein. Die Rohdaten werden nun annotiert, dh mit Informationen versehen, damit das KI-Modell daran Merkmale unterscheiden kann. Der Rohdatensatz ist nun also in einen klassifizierten Datensatz umgewandelt worden.

Die vom Collector-Team gemachten Fotos werden vom Sorter-Team ausgedruckt und sortiert. An jedes gedruckte Foto wird ein Klebezettel befestigt, darauf soll das Team jeweils drei Worte aufschreiben, die das Bild beschreiben und eine Kategorisierung ermöglichen. Wie gut lassen Bilder mit Wörtern beschreiben?

### *Data Processor*

Material: Schnur, Schere, Hammer, Nägel oder Pinnadeln, Klammern Wand oder Pinnwand, Tape

Es geht nun um das Training des KI-Modells. Dieser Prozess ist in Realität extrem rechenintensiv und energieaufwendig. Hierbei werden die klassifizierten Bilder genutzt, um sie in einfachere Pixel aufzulösen und daraus anschließend wieder Bilder zusammenzufügen. Alle Informationen bei diesem Prozess werden in Neuronen abgespeichert. Das Modell „merkt“ sich also diese Informationen und führt diese Prozesse immer und immer wieder durch, bis sich ein Netzwerk aus Neuronen gebildet hat - ein künstliches neuronales Netz. Das Processor-Team trainiert nun mit Hilfe der klassifizierten Daten das KI-Modell. Jedes Datenelement (Bild) wird mit einer Klammer versehen und an einen Nagel oder eine Pinnadel geheftet. Arbeitet an der Wand mit Nägeln oder an einer Pinnwand oder auf einem Tisch mit Tape und ordnet die Bilder frei an. Wichtig ist, dass ihr die Bilder nicht in Kategorien anordnet, sondern durcheinander angebracht werden. Verbindet nun die Bilder an den Haken mit der Schnur, bis alles miteinander zu einem Kneul verbunden ist. Das künstliche neuronale Netz ist somit erstellt. Ist das Modell vielseitig trainiert? Was fehlt? Was sind seine Grenzen, was kann es mit den Daten gut beschreiben und was eher schlecht oder garnicht?

### *Data Generator (Gruppenarbeit)*

Material: Klebezettel, Stift, Scanner, Drucker, Kleber, Schere

Nun werden mit Hilfe des KI-Modells Bilder aus Text erstellt. Das System ist trainiert und kann nun aus dem vorhandenen klassifizierten Datensatz neue Bilder herstellen. Die ganze Gruppe schreibt nun auf Klebezettel einige Begriffe, aus denen dann das KI-Modell ein Bild versucht zu erzeugen. Geht nun als Gruppe an das Netzwerk und überprüft zu welchem Bild/Neuron eure Begriffe am besten passen. Dieses Neuron ist also das relevanteste für den Einstieg für euren Bilderzeugungsprozess. Von diesem

Einstieg ausgehend überprüft ihr sämtliche Bilder und verbindet sie ausgehend von eurem Bild mit der Schnur. So wird langsam sichtbar, wie eine Informationsabfrage im Netzwerk stattfindet. Manche Verbindungen werden wahrscheinlich doppelt verknüpft, somit ist sie dicker. Die verschiedenen Dichten oder Stärken der Verbindung stellt dar, welche Merkmale besser zur Eingabe (Input) passen und letztendlich zur Ausgabe (Output) führen. Die Neuronen mit den dicksten Verknüpfungen werden ausgewählt und die Bilder abgehängt. Aus diesen Bildern wird nun eine Kollage erstellt: die wichtigsten Merkmale müssen erhalten bleiben und zu einem neuen Bild zusammengefügt werden. Scannt die Kollage ein und druckt sie nochmal aus. Das ist nun das fertig genierte Bild!

### *Ressource Management*

Material: Klemmbrett mit Notizbogen, Stift

Ohne Strom und Speicherplatz geht nichts! KI-Modelle benötigen für den Trainingsprozess, also das Füttern mit riesigen Datenmengen, viel Strom und Speicherkapazität. Die Rolle des Ressource Managers symbolisiert die Wichtigkeit der Ressourcen, die benötigt werden, damit das KI-Modell funktioniert. Du unterstützt deine Freunde beim bewältigen der einzelnen Aufgaben, versorgst sie mit Energie und Speicherplatz und notierst deine Beobachtungen. Stelle deinen Mitmenschen Fragen und denkt gemeinsam darüber nach.

Was verbraucht viel Strom im KI-Modell und warum?

Wo kommt der Strom her?

Wo werden all diese Daten abgespeichert?

Wie stellt ihr euch den Ort vor, wo das alles passiert?

Was braucht es, damit Daten überall auf der Welt zugänglich sind?

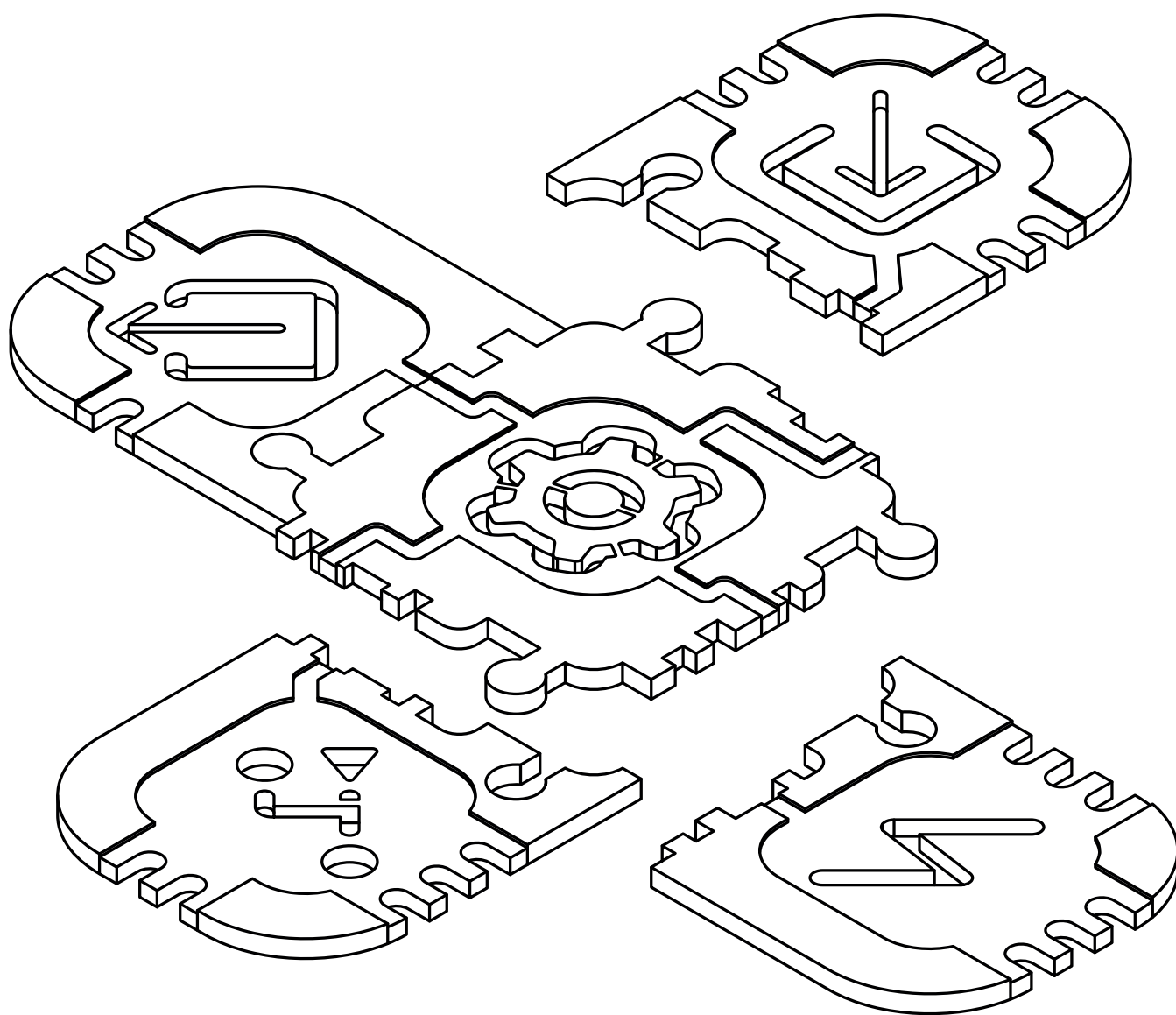
Was braucht es für das Internet? Und was passiert da eigentlich genau?

Was glaubt ihr wieviel Strom eine Google-Suche benötigt?

Was glaubt ihr wieviel Strom eine Bildgenerierung bei Stable Diffusion benötigt? (Das ist ein Programm, das aus Wörtern Bilder herstellen kann)











### *Data Collector - Daten Sammeln*

Jedes KI-Modell benötigt eine gewaltige Menge an Daten, um präzisere Ergebnisse zu liefern. Je höher die Datenmenge, desto besser können Wahrscheinlichkeiten errechnet werden. Die Qualität der Daten verbessert auch die Ergebnisse des KI-Modells. Die Menge und Qualität der gesammelten Daten bestimmen also, wie gut ein KI-Modell funktioniert.

#### *Aufgabe*

Du bist für das Erstellen der Daten zuständig. Schnapp dir ein Gerät, mit dem du Fotos machen kannst (zB dein artphone) und fotografiere Gegenstände, Menschen, Natur in deiner Umgebung. Denk daran: Je mehr verschiedene Bilder du von den Dingen machst, desto besser. Die Bilder müssen eindeutig sein. Drückt die Bilder aus.



### *Data Sorter - Daten klassifizieren*

Alle Daten, die für ein neuronales Netzwerkmodell verwendet werden, müssen annotiert, also beschriftet werden. Das bedeutet, dass jeder Datei eine Beschreibung hinzugefügt wird. Erst so können die Daten in Kategorien zusammengefasst und sortiert werden. Beschriftete und sortierte Datensätze sind die Voraussetzung für ein präzises KI-Modell. Dieser Vorgang wird von Menschen durchgeführt. Sogenannte "Clickworker" machen nichts anderes, als Bildern passende Beschreibungen ("Tags") zuzuordnen.

#### *Aufgabe*

Du bist für das Sortieren der Daten zuständig. An deiner Station findest du Klebezettel. Schnapp dir die Zettel und schreibe für jedes Bild, das von dem/der Datensammler\*in erstellt und ausgedruckt wurde, drei Wörter auf. Die Wörter sollen das Bild gut beschreiben. Die Daten sind nun klassifiziert und bereit für das Training.



### *Data Processor - Datentraining*

Das "Trainieren" eines KI-Modells ist die komplizierteste Aufgabe, die zum Erstellen eines KI-Modells erledigt werden muss. Hierbei werden enorm viele Berechnungen gleichzeitig durchgeführt. Die Daten (bei uns sind es Bilder) werden in ihre einzelnen Bestandteile (bei Bildern spricht man von Pixeln) aufgelöst. Dabei merkt sich der Computer, wie die Pixel angeordnet sind und speichert

diese Positionen ab. Danach werden die Pixel wieder zu Bildern umgewandelt und alle Informationen auf dem Weg ebenfalls aufgezeichnet. Dieser Prozess läuft immer und immer wieder ab. Mit allen Daten und das auch noch gleichzeitig. Das benötigt enorm leistungsfähige Computer und sehr viel Strom und sehr viel Speicherplatz auf der Festplatte. Diesen Vorgang nennt man Training und jede abgespeicherte Information nennt man Neuron. Wie die Neuronen in unserem Gehirn. Das Trainieren der Daten erzeugt also ein künstliches neuronales Netz, das Herzstück eines KI-Modells.

#### *Aufgabe*

Du bist für das Trainieren des KI-Modells zuständig. Alle sortierten Bilder werden nun von dir frei angeordnet. Du kannst die Pinnnadeln benutzen oder Nägel in die Wand schlagen und dort die Bilder befestigen. Benutze dazu auch die Klammern. Die Bilder müssen nicht sortiert werden, ordne sie einfach willkürlich an. Du erinnerst dich, dass dieser Rechenprozess in der Maschine ganz viel Strom und Speicherplatz benötigt. Du brauchst also Hilfe vom Resource Management. Macht das also zusammen mit der ganzen Gruppe. Wenn alle Bilder angebracht sind, nehmt ihr euch die Schnur. Verbindet nun alle Bilder (also alle Neuronen) miteinander, bis ihr ein gutes Netz gesponnen habt. Achtet darauf, dass alle Neuronen eine Verbindung haben.



### *Ressource Management - Ressourcen verwalten*

Ohne Strom funktioniert kein KI-Modell. Alle Berechnungen benötigen große Mengen an Strom und sehr viel Speicherplatz. Riesigen Datenmengen müssen im Training verarbeitet und anschließend gespeichert werden. Das macht nicht nur ein Computer, sondern viele gleichzeitig. Das nennt man Cloud-Computing, es sind also viele Rechner zu einer "Wolke" verknüpft. Auch für das Internet werden weltweit Computer miteinander verbunden und rechnen alles, was wir im Internet anklicken und tun. Diese vernetzten Computer stehen in sogenannten Rechenzentren. Das sind riesige Hallen, in denen bis zur Decke Computer aneinander geschaltet werden.

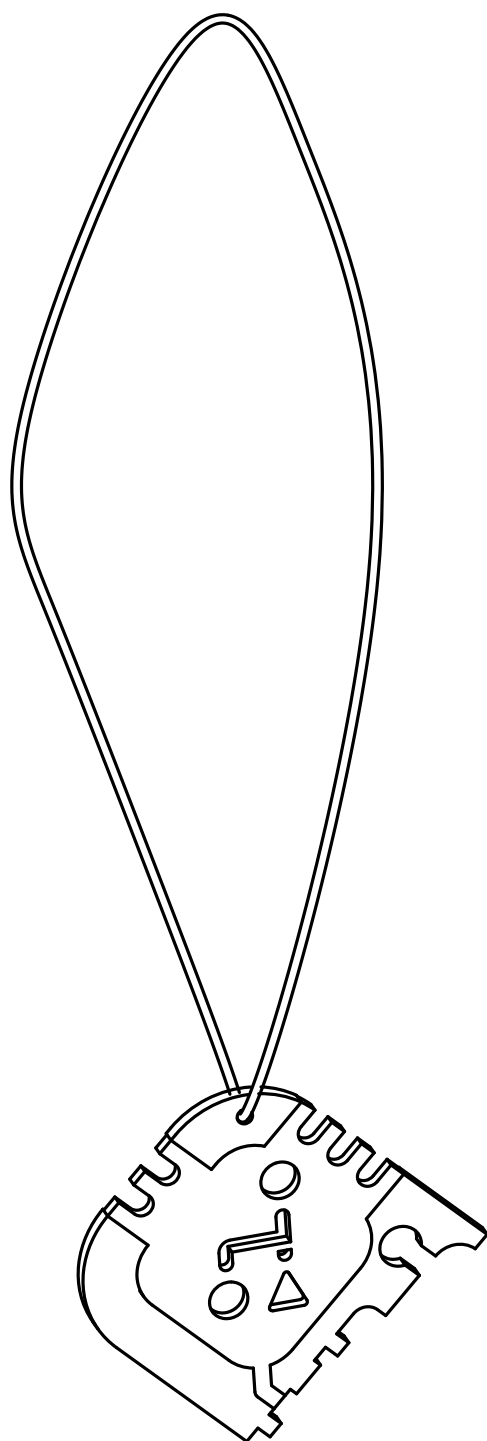
#### *Aufgabe*

Du bist für die Stromversorgung und das Abspeichern der Daten zuständig. Ohne sich läuft nichts. Du musst alle Stationen mit Strom versorgen, dich also um alles gut kümmern. Hilf deinen Freunden beim Bearbeiten der Aufgaben, hab alles im Blick und Sorge für Ordnung.



### *Data Generator - Daten Erzeugen*

Das KI-Modell ist trainiert, alle Verbindungen zu den Neu-



ronen stehen. Das Modell ist also einsatzbereit. Nun folgt die Eingabe, oder der Daten-Input. Das ist ein Befehl, durch den das Modell eine Berechnung startet. Diesen Befehl nennt man "Prompt". Ein Prompt ist in unserem Beispiel eine Wortkette. Das Bild, das vom Modell erstellt wird, nutzt diese Wörter und gleicht sie mit den Daten im neuronalen Netz ab. Die Neuronen, die am besten zu den Worten passen, werden aktiviert. Diese Neuronen liefern also die Pixel, aus denen das Bild hergestellt werden. Das nennt man Daten-Output. Bevor das Bild aber ausgegeben werden kann, wird der Input kontrolliert. Die von uns eingegebenen Prompts werden von einem Programm überprüft. Es dürfen keine schlimmen Worte enthalten oder illegale Dinge beschreiben werden. Das KI-Modell soll nämlich nicht für kriminelle Dinge missbraucht werden. Das Problem aber ist, dass es extrem schwer ist, alle Inhalte eines Modells perfekt zu kontrollieren.

### *Aufgabe*

Du bist nun für die Bilderzeugung zuständig. Nun wird es spannend: Damit ein Bild erzeugt werden kann, müsst ihr ein Bild mit Worten, den sogenannten Prompts beschreiben. Schnappt euch einen Klebezettel und beschreibt mit mindestens fünf Worten ein ausgedachtes Bild. Nun geht ihr zum neuronalen Netzwerk und überprüft, welches der Neuronen am besten zu eurer Bildbeschreibung passt. Heftet den Klebezettel an das passende Bild und nehmt euch die Schnur. Verbindet sie mit eurem Bild und sucht im gesamten Netzwerk nach Bildern, die ebenfalls Worte von eurem Bild erhalten. Ihr sucht nach ähnlichen Merkmalen. Verbindet alle passenden Neuronen mit der Schnur. Wenn das erledigt ist, habt ihr das Bild erzeugt. Das KI-Modell hat also erfolgreich aus Worten ein Bild generiert. Bravo!



# The AI Learning Kit

The AI Learning Kit

Wayra Aguilar (Bachelorprojekt) und Björn Naumann

From Tech To Purpose

betreut von Prof. Christian Zöllner

Tom Witschel & Robin Goodwill

Sommersemester 2023

Burg Giebichenstein Kunsthochschule Halle

☺ Danke Abdullah, Alexia, Fais, Hassan, Karen, Konrad,  
Leni, Luka, Paulina, Paulina, Passage13 ☺

