

Digitale Bilder sind fluid. Sie sind wandelbar, prozessual und durchlässig, transzendieren und hinterfragen Identitäten, brechen Kategorien auf oder verflüssigen starre Raumkonzepte. Die modernen, westlichen Ordnungssysteme Natur, Mensch und Kultur werden im digitalen Bild stets neu verhandelt und dekonstruiert. Dieses Heft nähert sich aus multiplen Perspektiven dem Phänomen des fluiden digitalen Bildes, das die analoge Welt kommentiert, kritisiert und prägt.

Fluidität

Reihe
Begriffe des
digitalen Bildes



Fluidität



Herausgegeben von
Hanni Geiger
Julian Stalter

München, 2023
Open Publishing LMU

Inhalt

| | |
|---|----|
| Danksagung | 5 |
| Einleitung | 7 |
| Fluide Ordnung: Neuronale Netze als künstlerische Werkzeuge der De-Klassifikation | 13 |
| Das fluide Menschenbild. Digitale Ver- und Entkörperungen im Dazwischen | 31 |
| Fluide Architektur | 51 |
| On Bias and Interconnectedness – a Conversation about Fluidity with Entangled Others Studio | 69 |

Danksagung

Wir möchten unsere Dankbarkeit und Anerkennung für alle Beteiligten am vorliegenden Heft „Fluidität“ zum Ausdruck bringen. Ohne deren wertvolle Beiträge, Engagement und Expertise wäre dieses Projekt nicht möglich gewesen. Ein besonderer Dank geht an Tenuh Arte, Sofia Crespo, Ilgin Eke, Entangled Others, Rainer Hörmann, Ben Kamis, Hubertus Kohle, Moritz Niederschweiberer und Ricarda Vollmer.

Abb. 1, Sofia Crespo: Permeable Circulation, © Sofia Crespo



Fluide Ordnung: Neuronale Netze als künstlerische Werkzeuge der De-Klassifikation

Artificial Natural History

Zellmembranen und Knospen, Blütenblätter und schuppige Texturen – sie alle verschmelzen in dem Werk *Permeable Circulation* aus der Reihe *Artificial Natural History* der Künstlerin Sofia Crespo (Abb. 1). Sie selbst beschreibt diese ineinander verschlungenen Kreaturen als „natural history book that never was“.¹ Immer wieder lassen sich Versatzstücke von bekannten Kompendien der Naturillustration erkennen: angefangen im frühen 18. Jahrhundert bei Albertus Sebas *Thesaurus*, über Louis Renards Fisch- und Krabbenzeichnungen bis hin zu Ernst Haeckels *Kunstformen der Natur* im 19. Jahrhundert.²

Doch die Illustrationen verschwimmen miteinander, erläuternder Text ist unlesbar und wellenartig über die Seite verteilt. Bestimmend für die visuelle Rezeption ist das fluide Verschmelzen der verschiedenen Lebewesen. So bilden sich hybride Formen, Chimären aus Lebewesen, deren Organe, Gliedmaßen und Oberflächen ineinander übergehen.

Auffällig ist die scheinbar gegensätzliche Funktion dieser Bildtafeln, verglichen mit den Kompendien Sebas, Renards oder Haeckels, die Ordnung schufen, Gattungen versammelten und Klassifikationen erstellten. Dabei beanspruchten sie sowohl visuell als auch in der Nomenklatur der Illustrationen wissen-

- 1 Grace Ebert: Neural Networks Create a Disturbing Record of Natural History in AI-Generated Illustrations by Sofia Crespo. In: Colossal, 30.09.2020, <https://www.thisiscolossal.com/2020/09/sofia-crespo-ai-natural-history/> [Stand 01/2023].
- 2 Albertus Seba: *Locupletissimi rerum naturalium thesauri accurata descriptio, et iconibus artificiosissimis expressio, per universam physices historiam*, Amsterdam 1734; Louis Renard: *Poissons, ecrevisses et crabes, de diverses couleurs et figures extraordinaires, que l'on trouve autour des isles Moluques et sur les côtes des terres Australes*, Amsterdam 1754; Ernst Haeckel: *Kunstformen der Natur*, Leipzig und Wien 1899.

schaftliche Genauigkeit für sich. Es scheint, als ob genau diese ursprüngliche Verwendung in den neu geschaffenen Werken Crespos unterlaufen wird und die Künstlerin Organismen mittels digitaler Werkzeuge erschafft, die wir nicht klassifizieren und eindeutig taxonomisch zuordnen können. „Our visual cortex recognizes the textures, but the brain is simultaneously aware that those don't belong to any arrangement of reality that it has access to“, sagt Sofia Crespo zu diesem kognitiven Prozess.³

Manipulation durch De-Klassifikation?

Im Folgenden möchte ich untersuchen, wie digitale Werkzeuge, spezifischer: sogenannte neuronale Netze der Ausprägung Generative Adversarial Networks (GANs) als künstlerisches Mittel genutzt werden, um starre Strukturen der Ordnung und Klassifikation zu unterlaufen. Ihre fluiden Eigenschaften bestehen dabei in eben jenem Ausweichen und Umgehen von festgelegten Taxonomien, normativen Klassifikationen und definitiven Unterscheidungen.

Meine These ist, dass zwei spezifische Eigenschaften von GANs eine solche Subversion von Klassifikationen begünstigen. In ihrer Anwendung können epistemische Praxen des Zu-Ordners durch künstlerische Intervention unterlaufen und fluide Bewegungen in Gang gesetzt werden. Bei GANs handelt es sich um synthetisierende Modelle, die aus dem Zusammenspiel zweier konvolutionaler neuronaler Netzwerke (CNNs) Inhalte generieren. Ihre Eigenschaft als potenziell bilderzeugende Werkzeuge macht sie dabei besonders interessant für Künstler*innen. So bauen sie zwar auch auf Kategorisierungen auf, können aber durch künstlerisch-technische Manipulation zur De-Klassifizierung zweckenfremdet werden. Diese An-

nahme soll an zwei Fallbeispielen gezeigt werden. Unter den Überschriften „Interpolation“ und „Spekulation“ werden zwei konkrete Szenarien untersucht, in denen das subversive Potenzial von GANs als deren spezifische Eigenschaft ersichtlich wird. Die Beispiele werden dabei jeweils mit einer Kontextualisierung ihrer jeweiligen Anwendung beziehungsweise der Klassifikationen, derer sie sich durch den Einsatz der neuronalen Netze entledigen, eingeführt. Beginnen möchte ich jedoch zunächst mit einer basalen Erläuterung der Funktionsweise der neuronalen Netze und deren technischer Bedingtheit.

Neuronale Netze als synthetisierende Werkzeuge

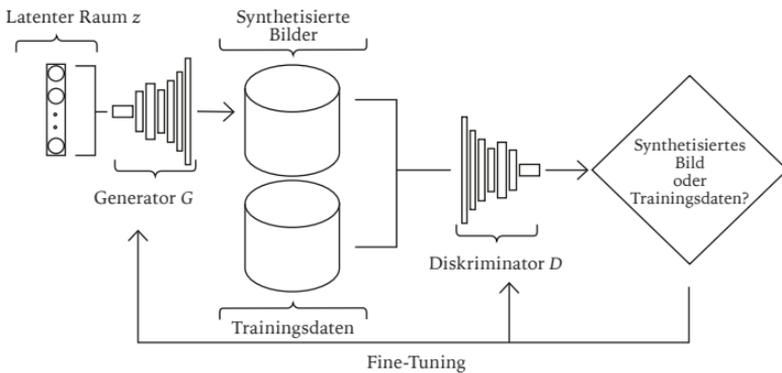
GANs wurden erstmals von der Forschungsgruppe um Ian Goodfellow 2014 vorgestellt und basieren auf dem Zusammenspiel zweier neuronaler Netze.⁴ Die Netze („networks“) treten dabei gegeneinander („adversarial“) an, um Bilder zu erzeugen („generative“), die Trainingsdaten möglichst entsprechen, aber keine Kopien sind, sondern von dem Modell selbst generiert wurden. Bei den Netzwerken handelt es sich erstens um ein generatives Netzwerk (*G*), welches aus zufälligen Datenverteilungen Bilder erzeugt, und zweitens um ein diskriminierendes Netzwerk (*D*), welches entscheidet, ob die von *G* generierten Verteilungen den Trainingsdaten ähneln, mit denen *D* trainiert wurde (Abb. 2). Um das Prinzip zu veranschaulichen, wählt Goodfellow den Vergleich mit Geldfälschern („counterfeiters“):

⁴ Ian Goodfellow, Jean Pouget-Abadie, Mehdi Mirza et al.: Generative Adversarial Nets. In: Advances in Neural Information Processing Systems 27, 2014, S. 2672-2680.

„The generative model can be thought of as analogous to a team of counterfeiters, trying to produce fake currency and use it without detection, while the discriminative model is analogous to the police, trying to detect the counterfeit currency. Competition in this game drives both teams to improve their methods until the counterfeits are indistinguishable from the genuine articles.“⁵

Gelingt es dem generativen Netzwerk (G) schließlich, ein Bild zu synthetisieren, welches das diskriminierende Netzwerk (D) überlistet, wird dieses als Ergebnis ausgeworfen: „[...] the generator neural network strives to create an entirely synthetic image that the discriminator neural network cannot distinguish from one of the photographic images that the system was trained on.“⁶ (Abb. 2)

Abb. 2. Modell eines Generative Adversarial Network



Das von Goodfellow 2014 präsentierte GAN konnte in seiner Anlage keine multimodalen Daten mit zusätzlichen Informationen wie Kategorien verarbeiten. Dies änderte sich mit der Einführung konditioneller GANs ebenfalls im Jahr 2014.⁷

16

⁵ Ebd., S. 2672.

⁶ Luke Skrebowski: Trevor Paglen's Adversarially Evolved Hallucinations. In: Cassandra Nakas und Marcel Finke (Hg.): Fluidity. Materials in Motion, Berlin 2022, S. 149.

⁷ Mehdi Mirza und Simon Osindero: Conditional Generative Adversarial Nets, S. 1-7, 06.11.2014, <http://arxiv.org/abs/1411.1784> [Stand 01/2023].

Diese können multimodale Daten aufnehmen und konditionell ausgeben. Zusätzlicher Input können dabei beispielsweise Kategorien sein:

„Generative adversarial nets can be extended to a conditional model if both the generator and discriminator are conditioned on some extra information y . y could be any kind of auxiliary information, such as class labels or data from other modalities.“⁸

So kann das GAN nun auch Bilder bestimmter Kategorien synthetisieren. Voraussetzung ist nur, dass diese Kategorien auch in den Trainingsdaten angelegt sind. Diese werden dann beim Trainieren des generativen Netzwerks in einem sogenannten latenten Raum (z) angelegt. Dieser besteht aus einem hochdimensionalen Vektorraum und kann als eine Form der Datenkompression gesehen werden.⁹ Dieser Raum startet im generativen Netzwerk mit einer randomisierten Verteilung („noise distribution“), die im latenten Raum angelegt wird. Durch das Training wird dieser Vektorraum mit Datenverteilungen gefüllt, mit deren Hilfe dann die Bilder synthetisiert werden. So bildet sich beispielsweise ein Punkt in dem dreidimensionalen Raum, der sowohl die Kategorie Apfel als auch Datenverteilungen enthält, die das Bild eines Apfels synthetisieren können. Diese Information ist wichtig, denn sie spielt in dem ersten Fallbeispiel der Interpolation eine entscheidende Rolle.

Interpolation – Klassifizieren in neuronalen Netzen

Das Erkennen – und damit Klassifizieren – von Objekten stellt eines der frühesten Vorhaben in der Entwicklung neuronaler Netze dar. Bereits in den späten 1950er Jahren stellte Frank

⁸ Ebd., S.2.

⁹ Siehe auch Matteo Pasquinelli und Vladan Joler: The Noosphere manifested: AI as instrument of knowledge extractivism. In: AI & SOCIETY, Bd. 36, 2021, Heft-Nr. 4, S.1263-1280, hier S.1272.

Rosenblatt mit seinem „perceptron“ einen Vorläufer heutiger neuronaler Netze vor.¹⁰ „Inspired by networks of neurons in the brain, Rosenblatt proposed that networks of perceptrons could perform visual tasks such as recognizing faces and objects.“¹¹ Bis heute ist Klassifizierung eine zentrale Aufgabe neuronaler Netze:

„Machine learning classification is usually employed to recognise a sign, an object, or a human face, and to assign a corresponding category (label) according to taxonomy or cultural convention. An input file [...] is run through the model to determine whether it falls within its statistical distribution or not. If so, it is assigned a corresponding output label.“¹²

Dabei lässt sich der semiotische Prozess der Zuweisung von Kategorien in zwei Anwendungsfälle unterscheiden: So brauchen die Modelle für ihr Training Datensätze, die von Menschen klassifiziert wurden. Dies beinhaltet sowohl die Anlage einer Hierarchie als auch die Auswahl der Klassifikationslabels: „To create a training set is to take an almost infinitely complex and varied world and fix it into taxonomies composed of discrete classification of individual data points.“¹³ Die Hierarchie eines bekannten Trainingsdatensatzes – ImageNet – ist beispielsweise stark verästelt und bewegt sich von generellen Konzepten hin zu spezifischen Kategorien.

Anlage und Auswahl von Klassifizierungskriterien können dabei problematisch sein. So können bestimmte Kategorien rassistisch, ableistisch, misogyn oder anderweitig diskriminierend sein.¹⁴ Auch können non-binäre Personen unter binären Kategorien klassifiziert werden. Ist dieser Bias einmal in den Trainingsdaten angelegt, überträgt er sich auch auf das Modell:

¹⁰ Frank Rosenblatt: The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. In: Psychological Review, Jg. 65, 1958, Heft-Nr. 6, S. 386-408.

¹¹ Melanie Mitchell: Artificial Intelligence. A Guide for Thinking Humans, London 2019, S. 15.

¹² Pasquinelli und Joler 2021 (s. Anm. 9), S. 1273.

¹³ Kate Crawford: Atlas of AI: Power, Politics, and the Planetary Costs of Artificial Intelligence, New Haven 2021, S. 135-136.

¹⁴ Kate Crawford und Trevor Paglen: Excavating AI: The Politics of Images in Machine Learning Training Sets, 19.09.2019, <https://excavating-ai.com/stand/2023/>.

*„Machine learning systems are designed to be able to generalize from a large training set of examples and to correctly classify new observations not included in the training data sets. In other words, machine learning systems can perform a type of induction, learning from specific examples“.*¹⁵

Klassifizierung in neuronalen Netzen geschieht also in zwei Anwendungsszenarien: Durch Menschen werden Kategorien angelegt und ausgewiesen; diese Datensätze werden dann zum Trainieren der neuronalen Modelle verwendet, woraufhin diese durch induktives Lernen selbst zum Beispiel Objekte kategorisieren können.

Auch multimodale GANs werden mit diesen Datensätzen trainiert und Kategorien, wie beschrieben, im latenten Raum angelegt. Anschließend an die Fragestellung soll nun gezeigt werden, wie diese Klassifizierungen unterlaufen werden können, um die starren Kategorien zu verflüssigen.

Ganimals

Im ersten Fallbeispiel soll eine technische Vorgehensweise präsentiert werden, die fluide Übergänge zwischen ebenjenen Kategorien ermöglicht. So kann mithilfe der sogenannten Interpolation in einem mit Kategorien versehenen konditionalen GAN zwischen Kategorien gewechselt werden, wobei diese stufenlos ineinander übergehen können. Dabei werden im latenten Raum (z) zwei Punkte festgelegt, die auf multimodalen Daten beruhen. Hierbei kann es sich um zwei Kategorien handeln, wie beispielsweise Apfel und Birne. Beim Training des GAN mithilfe kategorisierter Trainingsdaten hat dieses gelernt, den entsprechenden Bildern und beigefügten Kategorien Punkte im Vektorraum zuzuweisen. Durch Interpolation

kann nun ein Vektor zwischen dem Punkt „Apfel“ und dem Punkt „Birne“ gespannt werden. Auf dieser Achse ist es möglich, verschiedene Interpolationsvektoren zu berechnen und sich fluide zwischen beiden Klassifizierungen zu „bewegen“.

Um dies zu veranschaulichen, soll auf ein Projekt von Mitarbeiter*innen des Massachusetts Institute of Technology eingegangen werden. Es handelt sich dabei nicht um ein im eigentlichen Sinne künstlerisches Projekt; trotzdem ermöglicht es in seiner kreativen Ausformung, die fluide Dimension neuronaler Netze zu verdeutlichen. Unter dem Titel „Meet the Ganimals“ können Besucher*innen der entsprechenden Internetseite neue Spezies der sogenannten Ganimals erstellen: „Hidden within the neural network, there are millions of these ‚ganimals‘ that no one has ever seen before.“¹⁶ Als Ausgangspunkt für die Klassifikation und damit natürlich auch die Interpolation dienen Tierarten, die im multimodal trainierten GAN-Modell BigGAN angelegt sind: „we introduce one such [...] system [...] that allows users to selectively create new artificial hybrid species by interpolating categories matched by BigGAN.“¹⁷ Bei diesem Modell handelt es sich um ein 2019 vorgestelltes „class-conditional“ GAN, also ein konditionales GAN, bei dem Klassifizierungen in das Training einfließen.¹⁸ Dabei wurden 1.000 Klassifizierungen in einen hochdimensionalen latenten Raum eingebettet. Für „Meet the Ganimals“ wurden diese aber auf 396 Tierkategorien beschränkt.¹⁹ Durch das Verschmelzen von zwei Tierkategorien miteinander wird die oben beschriebene Interpolation erreicht (Abb. 3).

Der Raum kann nun „smoothly traversed“ werden, „such that images of mixed categories can be synthesized via interpolating the categories“.²⁰ Es wird also ein fluides Hybridwesen erzeugt, dessen Erscheinung zwischen den zwei Ausgangskategorien liegt und stufenlos eingestellt werden kann.

¹⁶ Meet the Ganimals, <https://ganimals-media.mit.edu/about/overview> [Stand 01/2023].

¹⁷ Ziv Epstein, Océane Boulais, Skylar Gordon und Matt Groh: Interpolating GANs to Scaffold Autotelic Creativity. In: Proceedings of the Joint Workshops of the ICCV 2020, S. [2].

¹⁸ Andrew Brock, Jeff Donahue und Karen Simonyan: Large Scale GAN Training for High Fidelity Natural Image Synthesis, 25.02.2019, S.1-35, hier S.2, <http://arxiv.org/abs/1809.11096> [Stand 01/2023].

¹⁹ Die Kategorien beruhen auf dem Trainingsdatensatz ImageNet, mit dem BigGAN trainiert wurde.

²⁰ Epstein 2020 (s. Anm.17), S. [2].



So wird durch Interpolation eine binäre Klassifizierung aufgelöst und durch eine nicht-diskrete stetige Skala zwischen zwei Punkten ersetzt. Das zweite Fallbeispiel soll aufzeigen, wie Ordnungskategorien durch den Einsatz von GANs aufgelöst werden können.

Spekulation – Foucault und die „Ordnung der Dinge“

Als bekannt gewordenes Beispiel der erratischen Kategorisierung zitiert Michel Foucault in *Die Ordnung der Dinge* den Autor Jorge Luis Borges, der „eine gewisse chinesische Enzyklopädie“ anführt, die ganz erstaunliche Taxonomien enthält.²¹ So werden Tiere nicht in Kategorien oder Klassen geordnet, sondern in Exemplare, „die dem Kaiser gehören, b) einbalsamierte Tiere, c) gezähmte, d) Milchschweine“.²² Diese Aufzählung rüttelte, so Foucault, bei der Lektüre alle Vertrautheiten unseres Denkens auf und erschütterte „alle geordneten Ober-

²¹ Michel Foucault: *Die Ordnung der Dinge* (1966), Frankfurt am Main 2019, S. 17.

²² Borges, zit. nach ebd., S. 17.

flächen und alle Pläne“, mit denen wir „die zahlenmäßige Zunahme der Lebewesen klug erscheinen lassen“.²³

Vor dieser Folie entwickelt Foucault seine These vom Wandel der Episteme. Im 17. Jahrhundert veränderte sich laut Foucault der Raum des Wissens, in dem man Pflanzen und Tiere, aber auch Wolken oder Gesteine betrachtet.²⁴ So „richtete das 17. Jahrhundert Naturalienkabinette und Gärten ein und verteilte die Dinge in einem Tableau“.²⁵ Dabei geht es „um die Organisation des Vielfältigen, das überschaut und gemeistert, dem eine ‚Ordnung‘ verliehen werden muss“.²⁶ Foucault erwähnt dabei auch den Naturforscher Carl von Linné, der im 18. Jahrhundert mit seiner Nomenklatur die Grundlage der modernen botanischen und zoologischen Taxonomie schuf. Dessen Systematik in Bezug auf die Klassifizierung erläutert Foucault folgendermaßen:

„Nach Linné ergibt sich das wesentliche Merkmal aus der sorgfältigen Beschreibung der Entwicklung der Blüte und Frucht der ersten Art. Alle anderen Arten der Gattung werden mit der ersten verglichen, wobei alle ungleichförmigen Merkmale ausgeschlossen werden. Nach dieser Arbeit erhält man das wesentliche Merkmal.“²⁷

Diese Abgrenzung als entscheidendes Merkmal (*caractère*) der Kategorisierung führt schließlich zum zentralen Punkt: Bei dieser Form der Klassifizierung ist es genau diese Grenze, die zur eigentlichen Konstitution des Dargestellten nötig ist: „Die Identität und das, was sie markiert, werden durch das Residuum der Unterschiede definiert. [...] Es ist das, was die anderen nicht sind. Es existiert in sich selbst nur an der Grenze dessen, wovon es sich unterscheidet.“²⁸ Hier ermöglichen Grenzen und Unterschiede die Zuordnung von Klassifikationen und Taxonomien. Die Ordnung auf dem Tableau, die gleichermaßen

23 Ebd.

24 Siehe dazu Werner Busch: Von der Wahrheit des Himmels und der Wolken. In: Caroline Zöhl und Mara Hofmann (Hg.): Von Kunst und Temperament. Festschrift für Eberhard König, Turnhout 2007, S. 61-66, hier S. 64.

25 Foucault 2019 (s. Anm. 21), S. 172.

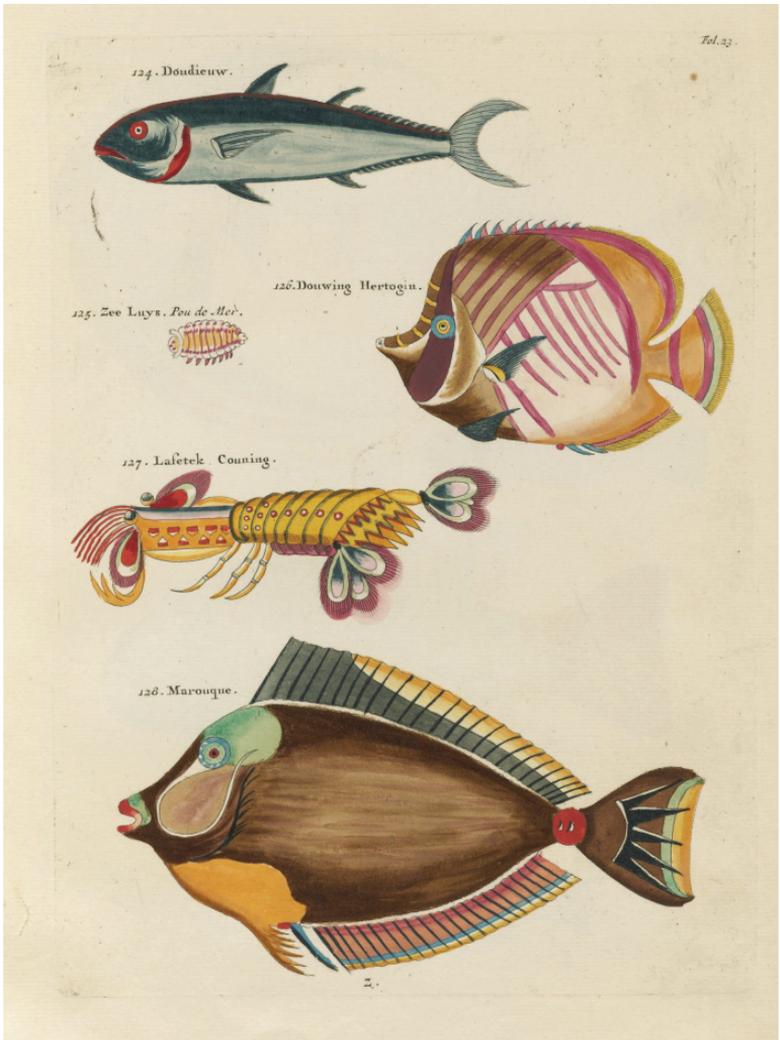
26 Michel Foucault: Überwachen und Strafen. Die Geburt des Gefängnisses, Frankfurt am Main 1976, S. 190.

27 Foucault 2019 (s. Anm. 21), S. 183.

28 Ebd., S. 189.

das Denken, aber auch die Darstellung und Illustration von Natur geprägt hat, findet sich beispielsweise in den eingangs erwähnten Naturkompendien von Seba, Renard oder Haeckel visualisiert (Abb. 4). Eine Möglichkeit, solche Grenzen aufzulösen, soll anhand der Nutzung von GANs in den Werken der Künstlerin Sofia Crespo gezeigt werden.

Abb. 4, Louis Renard: Poissons, ecrevisses et crabes, de diverses couleurs et figures extraordinaires, que l'on trouve autour des isles Moluques et sur les côtes des terres Australes: peints d'après nature ... Ouvrage ... quit contient un très grand nombre de poissons les plus beaux & les plus rares de la Mer des Indes, 1754, Fol. 23



In den Kunstwerken von Sofia Crespo sehen wir Versatzstücke, die ineinanderfließen, sich verbinden und sogar die großen Unterschiede zwischen Pflanzen und Tieren überblenden. Die sorgfältig klassifizierten Gattungen schwimmen undefinierbar ineinander. Die Kompendien des 17., 18. und 19. Jahrhunderts – die als Trainingsdaten für Crespos GANs verwendet wurden – schaffen in ihrer ursprünglichen Gestaltung jenes Foucaultsche Tableau, das Ordnung und Organisation ermöglicht: „Die Dokumente dieser neuen Geschichte sind keine anderen Wörter, Texte oder Archive, sondern klare Räume, in denen die Dinge nebeneinander treten: Herbarien, Naturalienkabinette, Gärten. Der Ort dieser Geschichte ist ein zeitloses Rechteck, in dem die Wesen, jeden Kommentars und jeder sie umgebenden Sprache baren, sich nebeneinander mit ihren sichtbaren Oberflächen darstellen“.²⁹

Interessanterweise kann man manche dieser Rechtecke in den Werken Crespos noch erahnen – nun jedoch verzerrt: Das zeitlose Rechteck ist durchbrochen. Und auch die klaren Räume, in denen sich säuberlich aneinandergereiht, jedoch strikt getrennt die klassifizierten und geordneten Pflanzen und Tiere befinden, sind zerstört – alles Trennende wird verdrängt. Das Spekulative der so geschaffenen Natur führt rezeptionsästhetisch zu den Betrachtenden: Sie werden animiert zu spekulieren, um welche Tiere oder Pflanzen es sich hier gehandelt haben könnte. Die Episteme des Klassifizierens werden wie von selbst aktiviert und ermöglichen so die Interaktion mit dem Werk (Abb. 5).

Aaron Hertzmann, ein Informatiker und Kunsthistoriker, auf den Crespo sich bezieht, nennt diese Ausprägung der GAN-Kunst – in Anlehnung an Robert Pepperell – visuelle

Indeterminanz: „Visual Indeterminacy [...] describes imagery that appears at first to be coherent and realistic, but that defies consistent spatial interpretation.“³⁰ Der klare Raum der Foucaultschen Rechtecke ist gestört und verweigert sich der Untersuchung und Analyse. „What I wanted to see was something that looks like a creature that we’ve seen before, but that doesn’t quite match the arrangement of a creature that we can directly recognize“, so Crespo in einem Interview.³¹

Könnte in dieser visuellen Indeterminanz auch ein Hinweis auf den fluiden Charakter der synthetisierten Bilder vorhanden sein? Studien zeigen, dass GANs auf spezifische Art und Weise vorgehen, um ein Bild zu synthetisieren.³² Demnach könnten diese zunächst die Objekte in der zu erzeugenden Szene anordnen und dann erst mit Farbe und Textur „füllen“:

*„These arrangements and textures are not discrete but continuous – objects need not have distinct boundaries in the image, and need to be complete [...] the object creation and texturing steps do not operate on separate, distinct objects, and objects parts and textures can merge and blend across objects, like filling in a coloring book where none of the outlines are closed“.*³³

Anders als bei der Interpolation könnte es also direkt in den synthetisierenden Prozessen von GANs angelegt sein, dass begrenzende Strukturen aufgelöst werden. Die räumlich getrennte Anordnung wird durch stufenloses Vermischen ersetzt und erhält eine fluide Anmutung. Die von Foucault als so entscheidend bei der Ordnung der Natur angeführten unterscheidenden Merkmale und klaren Räume werden durch die Nutzung von GANs aufgelöst, verflüssigt und gehen fluide ineinander über – wie die Objekte eines Malbuchs, bei dem die Grenzen des „Ausmalens“ nicht geschlossen sind. Diese Eigenschaften wecken

30 Aaron Hertzmann: Visual indeterminacy in GAN art. In: SIGGRAPH'20. ACM SIGGRAPH 2020 Art Gallery, New York (NY) 2020, S.424-428, hier S.424.

31 Art Laboratory Berlin (Reg.): Artist Talk with Sofia Crespo, 03.06.2021, https://www.youtube.com/watch?v=_mGs3tR-3HM [Stand 01/2023].

32 Ceyuan Yang, Yujun Shen und Bolei Zhou: Semantic Hierarchy Emerges in Deep Generative Representations for Scene Synthesis. In: International Journal of Computer Vision, Bd.129, 2021, Heft-Nr.5, S.1451-1466; David Bau et al.: GAN dissection: Visualizing and Understanding Generative Adversarial Networks. In: GAN Dissection: Visualizing and Understanding Generative Adversarial Networks, Proceedings of the International Conference on Learning Representations (ICLR), 2019.

33 Hertzmann 2020 (s. Anm.30), S.426.

Abb. 5, Sofia Crespo: Soft Colonies 1898, © Sofia Crespo





bei den Betrachtenden zwar das Bedürfnis, einzelne Arten oder Gattungen in Crespos *Artificial Natural History*-Serie zu erkennen und in bestehende Taxonomien einordnen zu wollen. Doch die technische Ausführung durch das GAN verhindert genau dies und lässt sie stattdessen im Raum der Spekulation verbleiben.

Durchlässige Grenzen

Anschließend an die Fragestellung einer De-Klassifikation durch die Ausprägung neuronaler Netze – der GANs – zeigt dieser Beitrag, wie mit Interpolation und Spekulation Klassifizierung in neuronalen Netzen unterlaufen wird. Bei der Interpolation geschieht dies durch einen Vektor im hochdimensionalen latenten Raum, der zwei diskrete Kategorien verbindet und stufenlos eine fluide Verbindung ermöglicht. Damit kann auch einer Kritik an starren Kategorien in neuronalen Netzen begegnet werden. Die Spekulation hingegen wurde im Anschluss an die von Foucault herausgestellten Episteme der Klassifikation durch räumliche Anordnung und klare Unterscheidung angeführt, die besonders ab dem 17. Jahrhundert die Taxonomien und Klassifizierungen der Natur zu beherrschen begannen. Hier lösen GANs die Grenzen auf und lassen die getrennten Räume sich fluide vermischen.

Diese Techniken sollten in ihrer künstlerischen und kreativen Dimension als alternative Ordnungen der Natur gesehen werden. In einer Zeit, „in der sich der kybernetische bzw. systemtheoretische Begriff von Natur immer mehr durchsetzt, sind nicht nur die Grenzen von Technik und Wissenschaft, sondern auch von Kultur und Natur, von Organismus und Maschine, von Physischem und Nichtphysischem durchlässiger geworden als jemals zuvor“.³⁴ Was Jutta Weber hier ausführt,

³⁴ Jutta Weber: *Umkämpfte Bedeutungen. Naturkonzepte im Zeitalter der Technoscience*, Frankfurt am Main 2003, S.26.

die durchlässigen Grenzen und das Ineinanderfließen von Kategorien, lässt sich in künstlerischer Ausprägung auch in den Fallbeispielen sehen: eine alternative Ordnung, aber auch biologische Realität des fluiden Zusammenkommens und hybriden Verschmelzens von Kategorien, Taxonomien und Ordnungen.

Herausgegeben von
Hanni Geiger
Julian Stalter

DFG-Schwerpunktprogramm ‚Das digitale Bild‘



Erstveröffentlichung: 2023

Gestaltung: Lydia Kähny, Satz: Annerose Wahl, UB der LMU

Creative Commons Lizenz:

Namensnennung - Keine Bearbeitung (CC BY-ND)

Diese Publikation wurde finanziert durch die Deutsche
Forschungsgemeinschaft.

München, Open Publishing LMU

DFG Deutsche
Forschungsgemeinschaft

UB | Universitätsbibliothek
Ludwig-Maximilians-Universität München

Druck und Vertrieb:

Buchschmiede von Dataform Media GmbH, Wien

www.buchschmiede.at



DOI <https://doi.org/10.5282/ubm/epub.105062>

ISBN 978-3-99152-814-2

Reihe: Begriffe des digitalen Bildes

Reihenherausgeber

Hubertus Kohle

Hubert Locher



Das DFG-Schwerpunktprogramm ‚Das digitale Bild‘ untersucht von einem multiperspektivischen Standpunkt aus die zentrale Rolle, die dem Bild im komplexen Prozess der Digitalisierung des Wissens zukommt. In einem deutschlandweiten Verbund soll dabei eine neue Theorie und Praxis computerbasierter Bildwelten erarbeitet werden.

