

Investigative Ästhetiken: Synthetische Bilder als Werkzeuge des Widerstandes

VON MICHAEL KLIPPHAHN · VERÖFFENTLICHT 17/12/2021 · AKTUALISIERT 17/12/2021

Die Rechercheagentur Forensic Architecture entwickelt in ihrem multimedialen Werk Model Zoo Modelle zur visuellen Aggregation von Daten. Diese dienen der technischen Identifikation von Tränengasgeschossen. Das Ziel: die Registrierung derartiger Reizkampfstoffe in Onlinevideos von Protestbewegungen zu automatisieren und digitale Objekterkennung zu hacken. Dieses Vorgehen lässt Rückschlüsse auf das aktivistische Potential visueller Bilddaten zu.

IT-Forensik und Bildmodulation

Tränengas gehört weltweit zu den am häufigsten gegen Demonstrant*innen eingesetzten Reizkampfstoffen. Es wurde beispielsweise bei der Niederschlagung der Black-Lives-Matter-Demonstrationen auf Geheiß der Trump-Administration in Portland eingesetzt oder zur Unterdrückung der Proteste der Demokratiebewegung in der chinesischen Sonderverwaltungszone Hongkong verwendet.

Mit der Gefahr, die von der Verwendung dieses Reizstoffes ausgeht, setzt sich auch Forensic Architecture auseinander. Die an der Goldsmith University of London angesiedelte Rechercheagentur hat sich 2011 mit dem Ziel gegründet, Menschenrechtsverletzungen durch Staaten, Polizeiapparate, Militärs und Konzerne zu untersuchen. Derzeit forscht das multidisziplinäre Team, bestehend aus IT- und

bildforensisch arbeitenden Aktivist*innen, Softwareentwickler*innen, Archäolog*innen, Künstler*innen, Journalist*innen und Jurist*innen an Modellen, die der Identifikation, Katalogisierung und Kategorisierungen von Tränengasgeschossen dienen. Ziel ist, die optische Registrierung dieser Munition in der Masse der vielfach online hochgeladenen Videos staatlicher Störung und Zerschlagung von Protestbewegungen zu automatisieren. Denn für Schusskörper wie diese sind bislang zu wenige Bilder als Befunddatensätze in den Lerndaten von Objekterkennungssoftwares verfügbar. Dadurch wird die automatisierte Suche nach diesen Geschossen durch entsprechende Suchprogramme stark beeinträchtigt. Grund dafür ist vornehmlich ihre bisherige Klassifizierung durch diverse staatliche Ministerialbehörden als nicht-tödlich hinsichtlich ihrer Einsatzintention.¹ Um das daraus resultierende Problem des Nicht-Erkennens aufzufangen, modelliert das Kollektiv digital tausende der am häufigsten vorkommenden Variationen der Reizstoffbehältnisse – einschließlich unterschiedlicher Verformungsgrade, Kratzer, Verfärbungen durch Hitzeeinfluss und diverser Beschriftungen (Abb. 1).

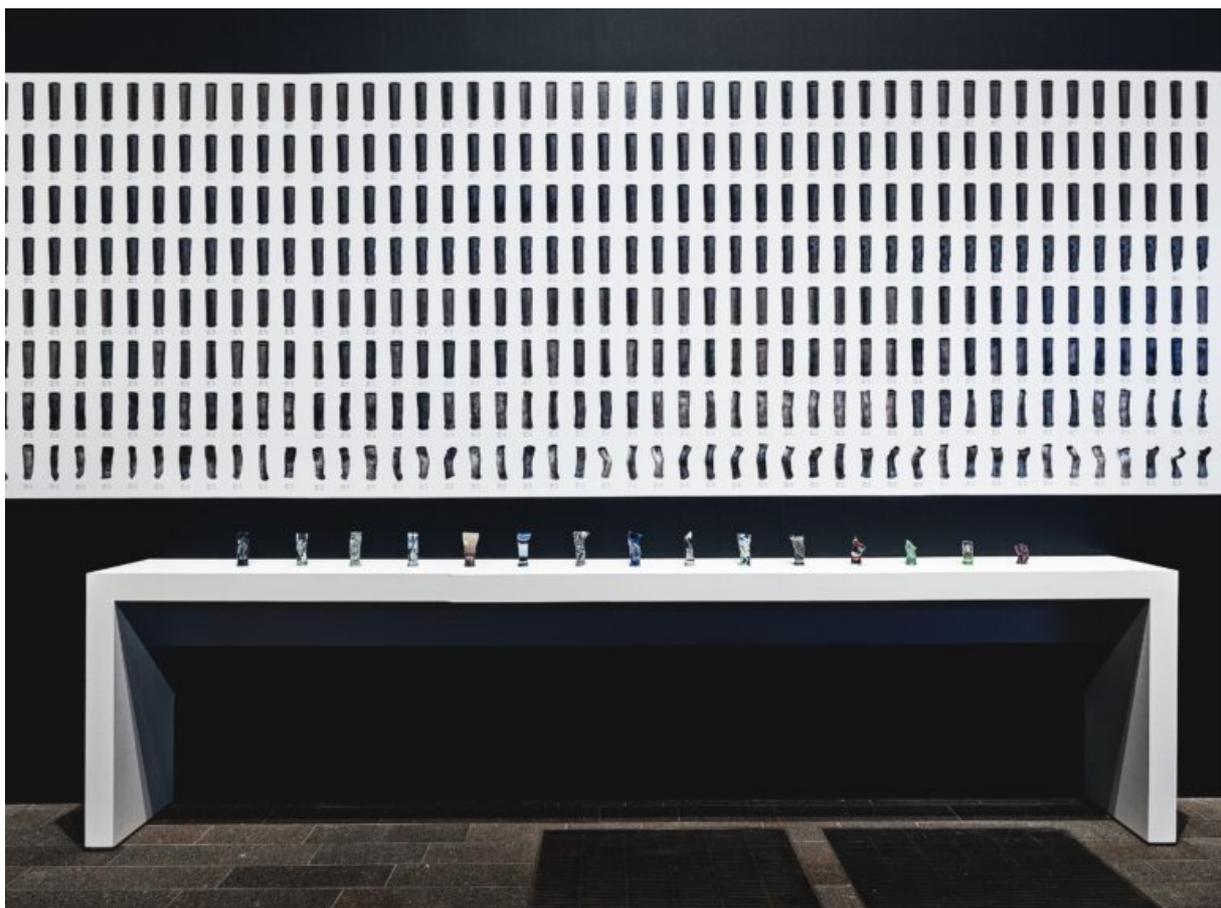


Abb. 1: Forensic Architecture, Model Zoo, 2020, Ausstellungsansicht Uncanny Valley: Being Human in the Age of AI, de Young Museum, San Francisco, © Forensic Architecture, 2020

Dafür werden synthetische Bilder angefertigt: fotorealistische, digitale Renderings von 3-D-Modellen. Diese Renderings wiederum werden als Trainingssets für Machine-Learning-Klassifikatoren verwendet, um die Befunddatensätze zur Erkennung- und Registrierung dieser Munition anzureichern.²

Die dafür eingesetzte Technik der Machine Vision basiert auf algorithmischen maschinellen Lernprozessen, die darauf trainiert werden, bestimmte Typen eines Objekts anhand eines eingespeisten Bildpools digital identifizieren zu können.

Objekterkennung und Bildetikettierung

Objekterkennung ist als maschinelles Lernverfahren grundsätzlich Teil von Machine Vision. Maschinelles Lernen meint — vereinfacht gesagt —, dass ein künstlich-intelligentes System (KI) aus Beispielen lernt und diese nach Beendigung der Lernphase generalisieren und nutzen kann. Diese Beispiele fungieren als Trainingsdaten für Algorithmen, die auf dieser Befundmasse aufbauend in einem statistischen Raum Schlussfolgerungen treffen und zu Ergebnissen in der Kennung von Objekten gelangen können. Mittels Machine Vision werden also Bilder wie Daten als Verarbeitungs- und Analysekategorie genutzt, um deren Inhalt zu verstehen und Informationen zu extrahieren. Die Bilddaten stammen heute vornehmlich aus der Erfassung und Analyse visueller Informationen: aus der Auslese von Bildinformationen durch die Verwendung digitaler Filter, aus Social Media, Analog-Digital-Umwandlungen und digitaler Signalverarbeitung.³ Solche KI-Systeme zu entwickeln erfordert und fordert also Daten in Form diskreter beziehungsweise privater Bilder ein. Zugrundeliegende neuronale Netzwerke müssen mit Tausenden dieser Bilder trainiert werden, um belastbare Ergebnisse in der Bilderkennung liefern zu können. Diese Bilddaten müssen wiederum als das etikettiert werden, was als abgebildetes Objekt erkannt werden soll: Das Bild einer Orange beispielweise muss erst verschlagwortet werden, indem es das Etikett „Orange“ erhält, damit es mit weiteren als „Orange“ etikettierten Bildern vergleich- und somit unter diesem Etikett subsumier- sowie erkennbar wird.

Bilder existieren zwar parallel zu ihrer Beschreibung oder Benennung formal und materiell autark, ihre Wahrnehmung wird aber oftmals von ihrer Etikettierung bestimmt. Diese Bildpools als Trainingssätze sind demnach symptomatisch dafür, wie KI-Systeme die Welt erkennen und interpretieren. Und sie betonen gleichzeitig die instabile Beziehung zwischen Bildern und Bedeutungen. Das mit dieser

Sammlung von Bilddaten einhergehende Etikettieren ist nicht nur kostspielig und mühsam, sondern oftmals mit prekärer Arbeit verbunden, die in ihren Grundzügen häufig von Menschen im globalen Süden verrichtet wird.⁴

Wenn
also
riesige



Abb. 2: Forensic Architecture, Model Zoo, 2020, Objekterkennung durch Klassifikation auf einem Bild, das mehrere Tränengasgeschosse zeigt © Forensic Architecture, 2020

Bilddatensätze zum Trainieren von KI-Systemen verwendet werden, wird der Prozess des Definierens und Annotierens des Bildinhaltes und die Definition der Bildgegenstände von sogenannten Klick-Arbeiter*innen vorgenommen, die für diese digitale Akkordarbeit extrem gering entlohnt werden. Diese Typisierung der Bilder durch Menschen birgt auch immer das Risiko, dass ohne Rücksicht auf kulturelle und soziale Werturteile Bilddaten aufgrund von Milieu, Ethnie und Geschlecht sortiert werden. Die Auswahl, Einsortierung und Beschreibung der Bilder verzerrt so die Bedeutung oftmals in einer Weise, die geschlechtsspezifisch, rassistisch, ableistisch, altersdiskriminierend oder anders problematisch ist. Die Wissenschaftlerin Kate Crawford konstatiert in diesem Zusammenhang:

„Training data sets – the benchmark against which artificial intelligence is trained – are available, by the thousand, presenting data as unproblematic – just a set of images and labels that are somehow neutral and scientific. [...] Once inside this world, we can observe how training data sets have biases, assumptions, errors, and ideological positions built into them. In short, AI is political.“⁵

Synthetische Bild(er)zeugnisse

Unter anderem auf Grundlage der von Forensic Architecture erstellten Trainingsdaten zu Tränengasgeschossen entstand das Werk *Model Zoo*, das 2020/2021 in der Ausstellung *Uncanny Valley* im de Young Museum in San Francisco gezeigt wurde (Abb. 1). Diese multimediale Arbeit besteht, neben der digitalen Entsprechung, die sich der Objekterkennung widmet, aus fotografischen Druckerzeugnissen und mittels 3-D-Druckverfahren hergestellten Plastiken. Diese sind der wachsenden Sammlung von Replikaten, Nachbildungen und alternativen Versionen der angesprochenen Waffen in den verschiedenen Wesenhaftigkeiten, Beschaffenheiten und Kontexten entlehnt.

Die digitalen Vorbilder zu den Korpora der Waffen werden jeweils mittels der bereits beschriebenen KI-Technik der Machine Vision erzeugt und trainiert, wobei die diesem Prozess zugrundeliegende Objekterkennung nicht für diesen Zweck intendiert ist und sozusagen durch die Einspeisung der generierten und etikettierten Bilddaten gehackt wird. In dem von Forensic Architecture und dem Montrealer KI-Startup Element AI entwickelten Werk *Model Zoo* werden diese Trainingsdatensätze gerendert beziehungsweise synthetisch hergestellt. Modellparameter und -transformationen, Kamerawinkel sowie Beleuchtungs- und Umgebungseigenschaften werden indessen zufällig gewählt. Parallel ermöglichen die verschiedenen Parameter der Datengenerierung es, die Auswirkungen verschiedener Aspekte der Generierung synthetischer Daten auf die Effizienz des Trainings von Machine-Learning-Klassifikatoren im Allgemeinen zu untersuchen (Abb. 2).

Mittels maschineller Lernprozesse wird aufbauend auf dieser erweiterten Trainingsdatenbasis eine algorithmische Erkennung der Munition möglich. Proteste werden zunehmend in der Art und Weise mediatisiert, dass Aufnahmen für IT-forensische Zwecke auswertbar werden, unter anderem durch Posts von Tränengaskanistern auf Twitter. Darauf aufbauend kann der Arbeitsablauf, auf dem Forensic Architectures *Model Zoo* basiert, helfen, den Einsatz von Tränengas schneller zu identifizieren, indem einzelne Bilder entsprechender Geschosse in stundenlangen Videos leichter isoliert werden können. Diese Bilddaten, die aus Protestaufnahmen gewonnen wurden, die oftmals von Amateur*innen gefilmt und fotografiert werden, helfen wiederum automatisierte Objekterkennung digital zu kapern.⁶

In *Model Zoo* zeigt sich somit, dass synthetische (Bild-)Daten eine wertvolle Ergänzung des Werkzeugkastens ästhetischer Forschung sein können, da sie nicht nur die Evidenz von Bildern infrage stellen, sondern auch

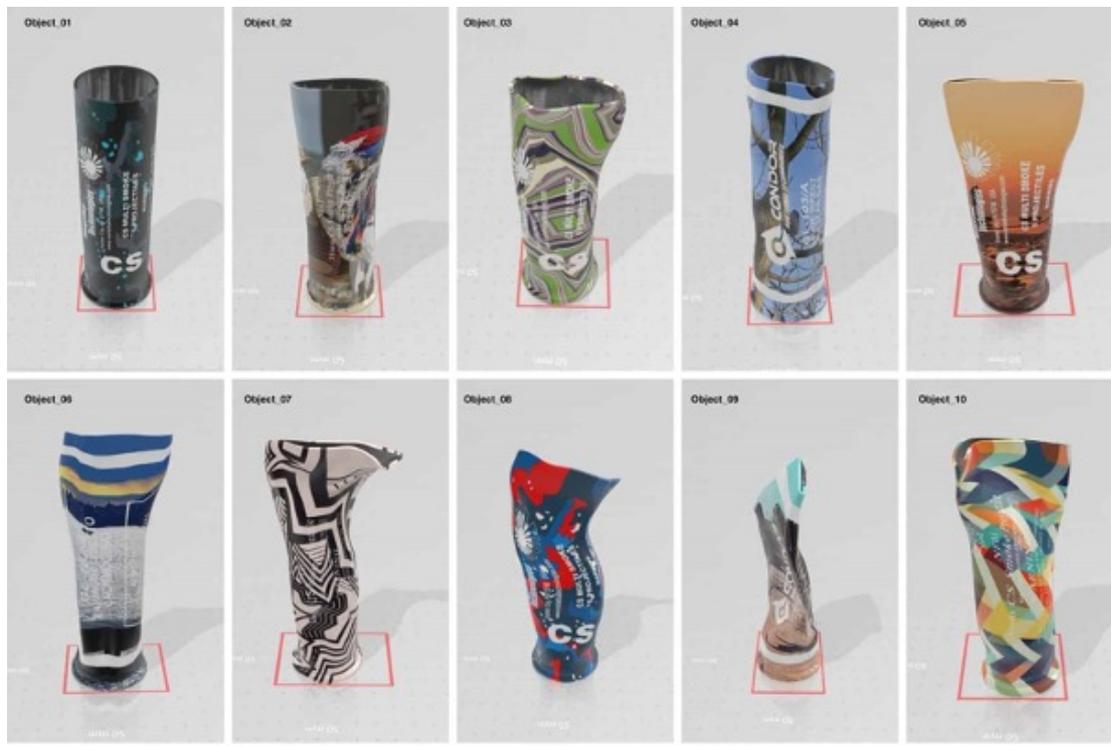


Abb. 3: Forensic Architecture, Model Zoo, 2020, © Forensic Architecture, 2020

Objekterkennungstechnologien diversifizieren. Damit wird ebenfalls menschenrechtsaktivistischen und protestrelevanten Bestrebungen, die auf das Training und Hacking von Klassifikatoren rekurrieren, Raum gegeben. Dabei baut Forensic Architecture in seinen auf Öffentlichkeit, Mitarbeit der Allgemeinheit und Zugänglichkeit angelegten Open-Source-Lösungen auf affektive Ökonomien, die grundlegend für die Entstehung von Bildern des Widerstandes sind. Diese synthetischen Bilder lassen sich als „Demonstrationen, die sich von der Straße ins Internet“,⁷ man könnte auch sagen, ins Digitale verlagert haben, lesen. „Besonders Bilder von Gewalt, die von der [...] [Staatsmacht] ausgeht, sei es im Alltag oder während Demonstrationen, sind“, wie Kerstin Schankweiler konstatiert, „zu einem transnationalen Genre avanciert.“

Die Verbreitung dieser Bilder in den Sozialen Medien hat sich als Motor für die Mobilisierung und Solidarisierung großer Personengruppen erwiesen. Die affektive Dynamik der Bildzeugnisse wirkt gemeinschaftsbildend.⁸ Forensic Architecture's Vorschlag eines *Model Zoo* markiert in diesem Sinne den Beginn eines neuen Forschungswerkzeugs für die Zivilgesellschaft, das Beweise für Menschenrechtsverletzungen durch Staaten und Militärs mittels Bildern als Werkzeugen des Widerstandes liefern kann (Abb. 3). Investigative Ästhetiken, die auf der visuellen Aggregation von Daten beruhen, ermöglichen so eine Form des Hacking digitaler Objekterkennung.

1. Vgl. Büro des Hohen Kommissars der Vereinten Nationen für Menschenrechte, United Nations Human Rights Guidance on Less-Lethal Weapons in Law Enforcement, Genf/New York 2020, S. 29 ff. https://www.ohchr.org/Documents/HRBodies/CCPR/LLW_Guidance.pdf (zuletzt abgerufen am 27.05.2021). 
2. Vgl. <https://forensic-architecture.org/investigation/model-zoo> (zuletzt abgerufen am 26.05.2021). 
3. Vgl. Kate Crawford, Atlas of AI, London/New Haven 2021, S. 96 ff. 
4. Vgl. ebd. S. 64 f. 
5. Kate Crawford, in: Daphne Milner, How art holds AI to account, 04.12.2019, <https://www.itsnicethat.com/features/how-art-holds-artificial-intelligence-to-account-digital-art-041219> (zuletzt abgerufen am 28.05.2021), zit. n.: Fondazione Prada (Hg.), Conversation by Kate Crawford and Trevor Paglen, in: Training Humans, Notebook 26, Milan 2019. 
6. Vgl. <https://forensic-architecture.org/investigation/detecting-tear-gas> (zuletzt abgerufen am 27.05.2021). 
7. Kerstin Schankweiler, Selfie-Proteste. Affektzeugenschaften und Bildökonomien in den Social Media, in: Isabelle Busch/Uwe Fleckner/Judith Waldmann (Hg.), Nähe auf Distanz. Eigendynamik und mobilisierende Kraft politischer Bilder im Internet, Berlin 2020, S. 175–190, h. S 175. 
8. Kerstin Schankweiler, Das zensierte Auge, in: Katja Müller-Helle (Hg.), Bildzensur – Löschung technischer Bilder, Berlin 2020, S. 42–48, h. 45. 



Suche in OpenEdition Search

Sie werden weitergeleitet zur OpenEdition Search

In alle OpenEdition

In The Article