

Generatywna Sztuczna Inteligencja

Uczenie maszynowe II



Włodzisław Duch

Katedra Informatyki Stosowanej UMK

Google: Włodzisław Duch

Sieci konwolucyjne CNN

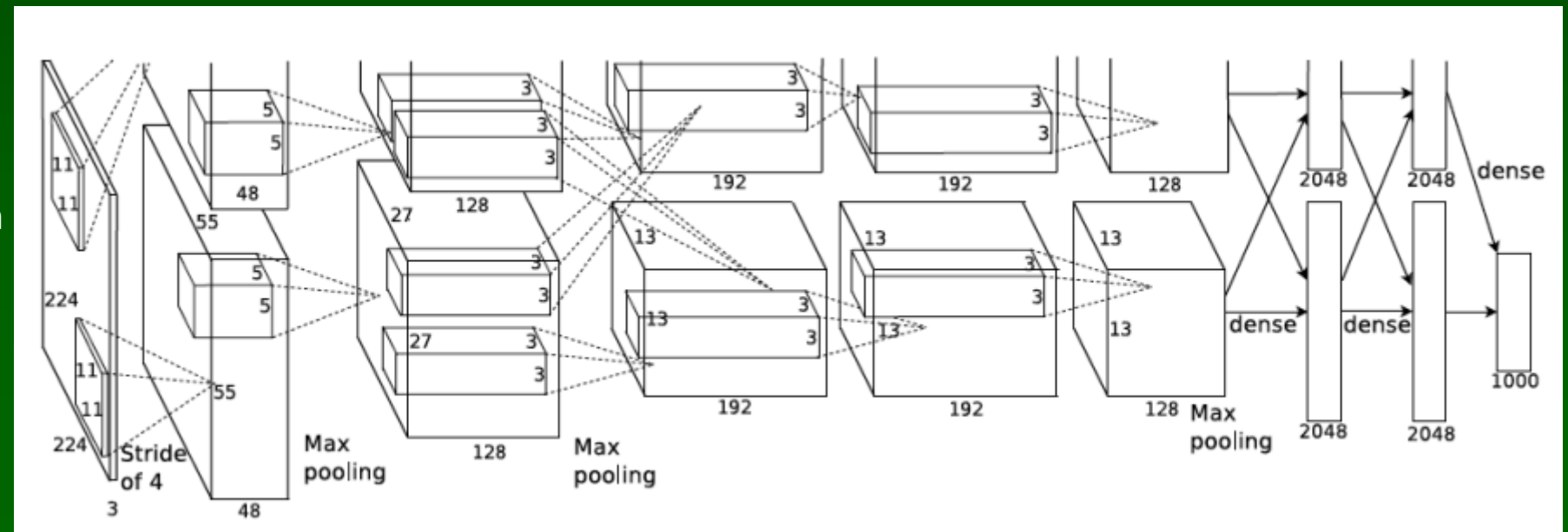
Czemu CNN zawdzięczają swoim możliwości?

- Nieliniowe transformacje pól recepcyjnych.
- Wiele filtrów pracujących równolegle, macierzowe operacje (tensorowe).
- Hierarchiczna (głównie przestrzenna) organizacja, końcowe warstwy są gęste.
- Pomocne: inicjalizacja, algorytmy uczenia (optymalizatory), normalizacja wsadowa (batch normalization) i inne usprawnienia.

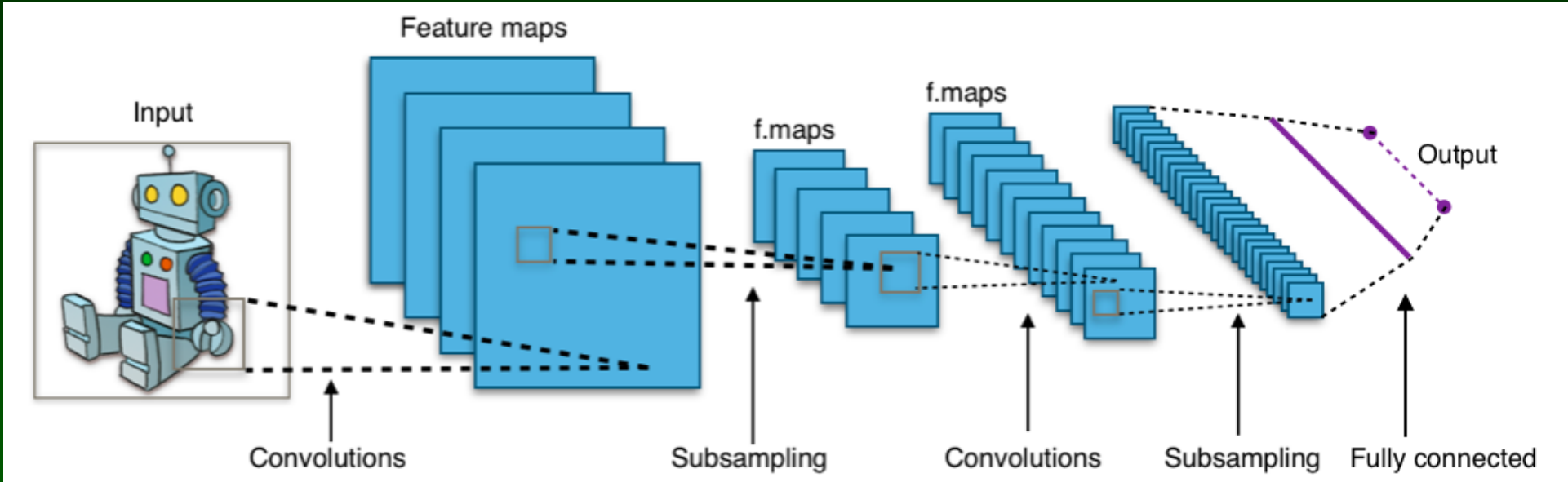
Źródło: A. Krizhevsky, I. Sutskever, G.E. Hinton, [ImageNet Classification](#) with Deep Convolutional Neural Networks. NIPS 2012.

Sieć Alexnet, uczona na 1.2 mln obrazów, 60 mln parametrów, 1000 klas. Jednostki ReLu.

Wiele architektur CNN.

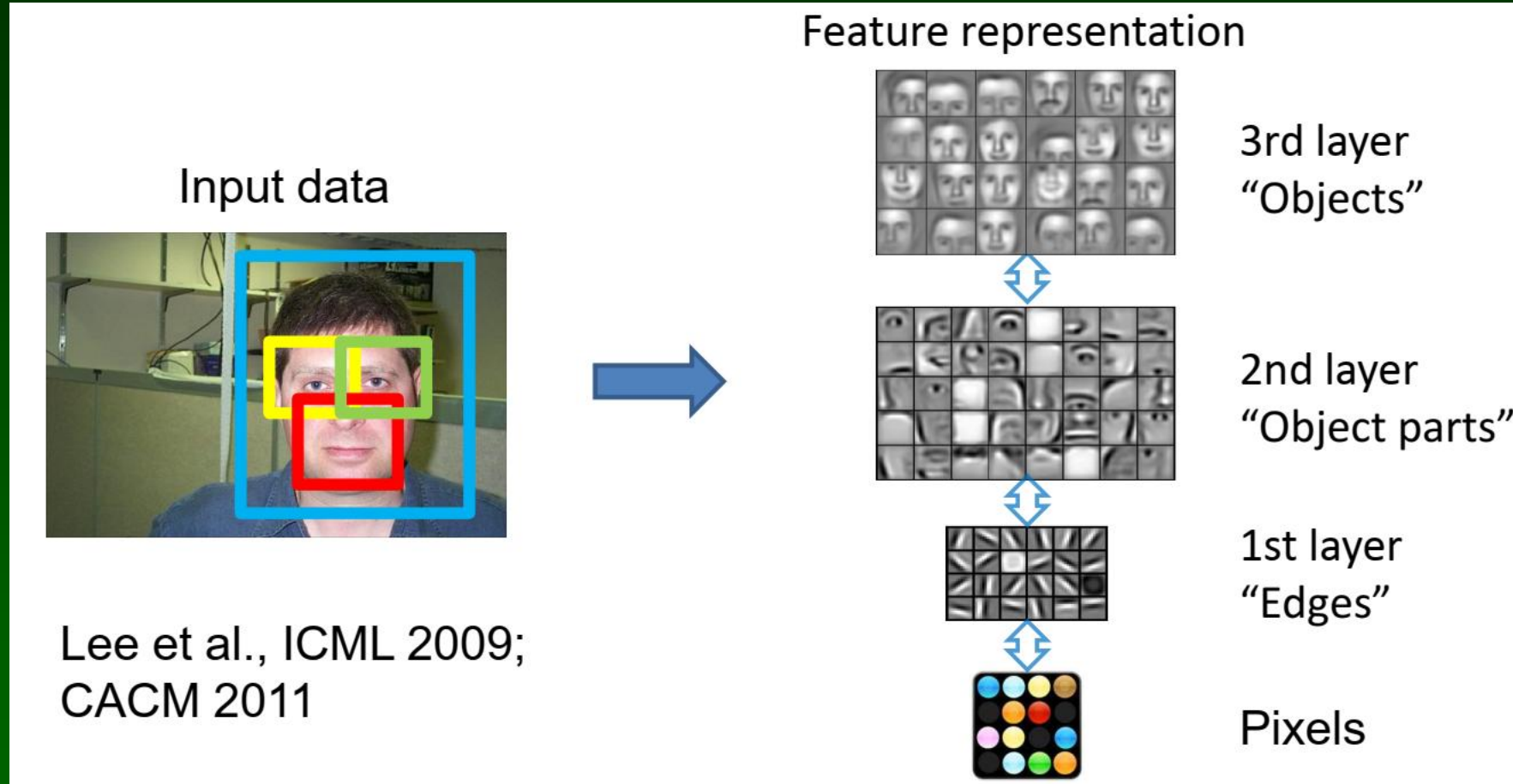


Metody: Głębokie sieci NN dla obrazów



Tokenizacja: małe fragmenty obrazu (np. 5x5 pikseli) są filtrowane przez pola receptywne w operacji splotu, tworząc elementarne cechy, łączone razem za pomocą próbkowania i ponownie filtrowane w celu wygenerowania bardziej złożonych cech. Ostatecznie wygenerowane cechy są analizowane w celu określenia kategorii obrazu.

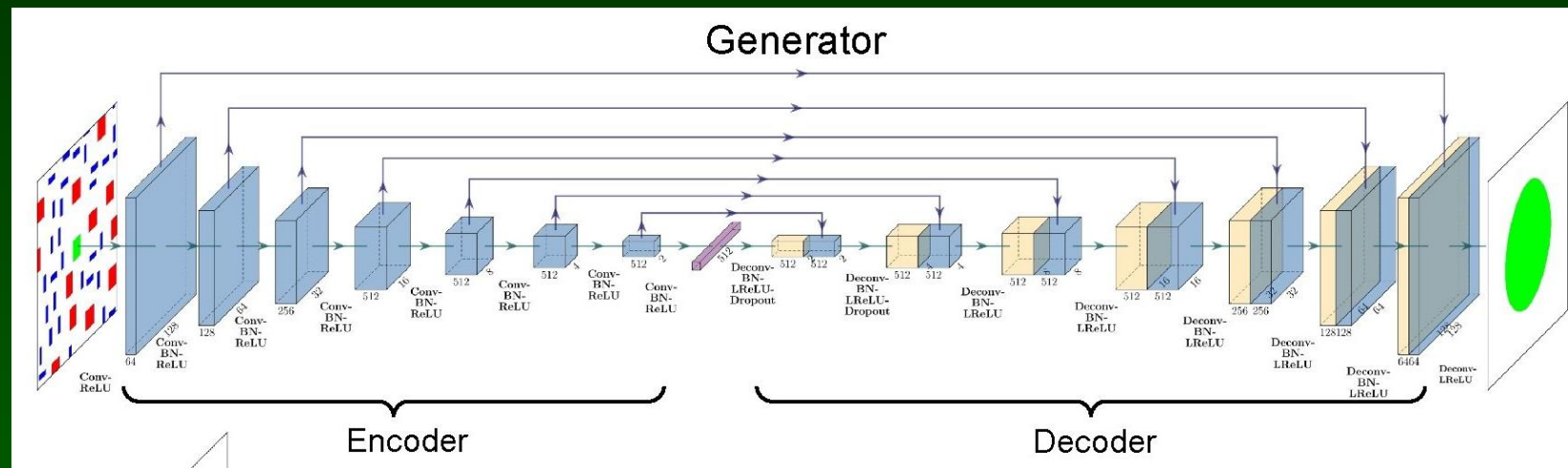
Methods: NN for images



IBM an [introduction to deep learning](#)

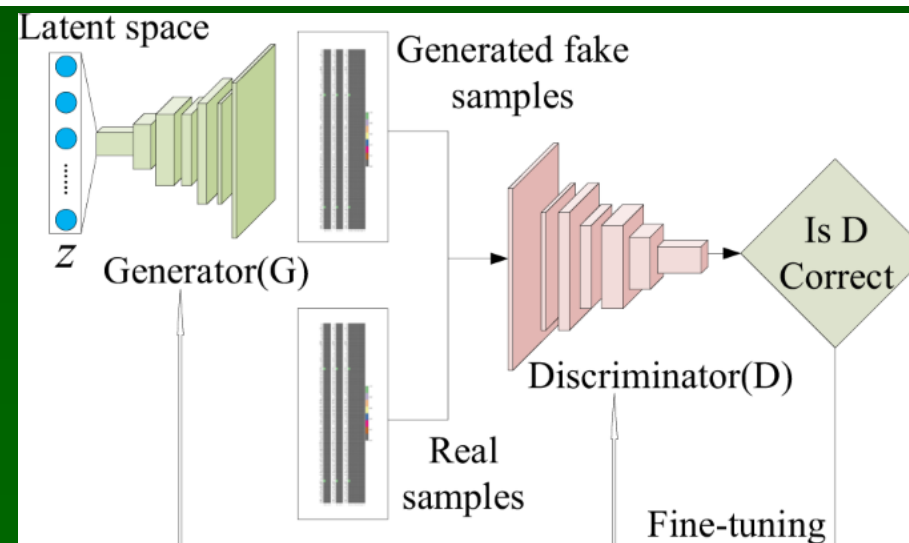
Obrazy i kreatywność

Autoenkodery – kompresja i dekompresja informacji, tworzy przestrzeń ukrytych parametrów.



Generative Adversarial Networks:
Generuj obrazy (G), porównuj z
rzeczywistymi (D), zmieniaj parametry by stawały
się coraz bardziej realistyczne.

[Przykłady na Youtube](#), [Dall-e2](#)



Model Isinga

100 lat modelu Isinga: nadal ≈ 800 publikacji co roku! Praca doktorska z 1924 roku.

Mechanika statystyczna, model ferromagnetyzmu, oddziaływujące dipole magnetyczne (spiny) $\sigma_i = \pm 1$. W 1944 Lars Onsager (Nobel z chemii, 1968) podał rozwiązanie w 2D, w pracy o statystyce kryształów, zmiany od fazy nieuporządkowanej do uporządkowanej.

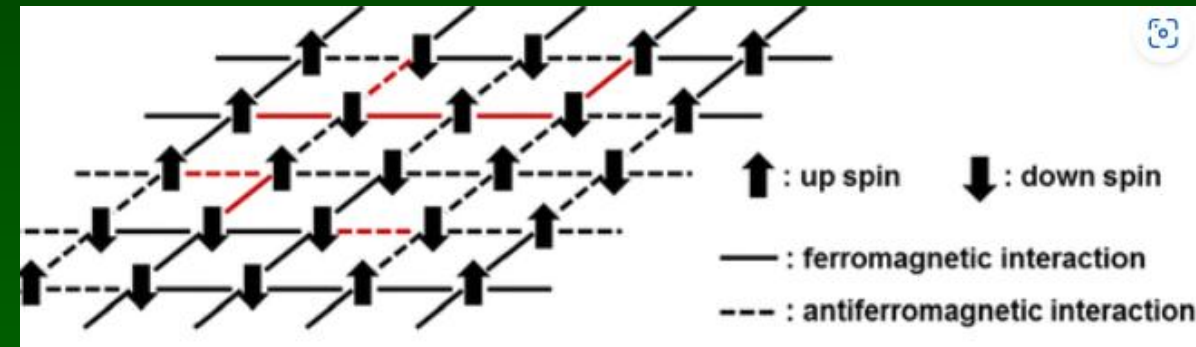
Wielu słynnych fizyków próbowało rozwiązać model 3D analitycznie ale się to nie udało.

S.F. Edwards, P.W. Anderson (1975) *Theory of spin glasses*.

Spin glass random Heisenberg Hamiltonian:

$$H(\sigma) = - \sum_{ij} J_{ij} \sigma_i \sigma_j$$

$J_{ij} > 0$ or $J_{ij} < 0$, $\sigma_i = \pm 1$



Giorgio Parisi, 2021 Nobel z fizyki, za badania fluktuacji i uporządkowania w sieciach oddziaływujących elementów. Zastosowania w sociofizyce, ekonofizyce, ewolucji języka, modelowaniu raka, rynkach finansowych, głosowaniu w wyborach, polaryzacji przekonań politycznych, wahaniach nastroju ...

Macy, M.W., Szymanski, B.K., & Hołyst, J.A. (2024). The Ising model celebrates a century of interdisciplinary contributions. Npj Complexity 1, 1–8

Więcej w referatach o Nagrodzie Nobla 2025 <https://is.umk.pl/~duch/ref.html>

Sieci Hopfielda

J.J. Hopfield (1982). *Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities*, PNAS 79(8), 2554

Standardowy model oddziałujących na siebie elementów studiowany w ramach fizyki statystycznej, dający się zaimplementować sprzętowo.

Sieć Hopfielda: binarne element (spiny)

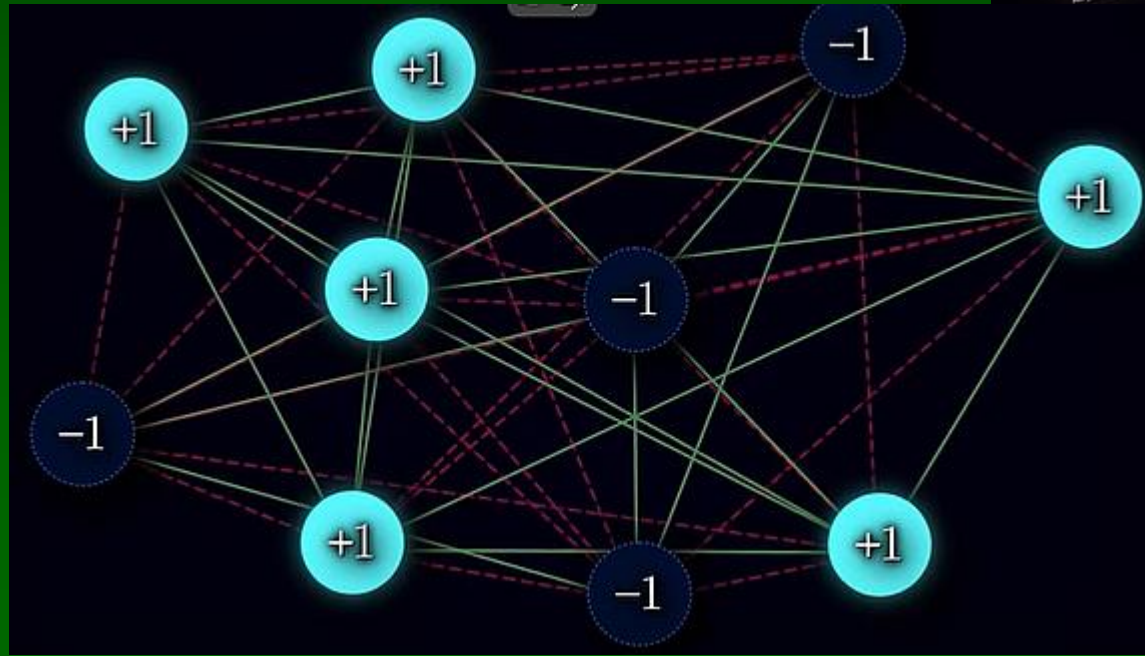
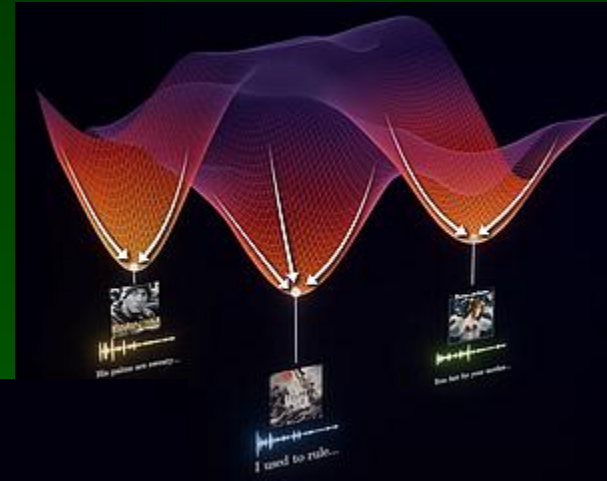
W pełni połączone,
symetryczne połączenia:

$$w_{ij} = w_{ji}$$

$$\min E = - \sum_{ij} w_{ij} x_i x_j$$

Uczenie: adaptacja w_{ij} tworzy lokalne minima.

Wnioskowanie: znajdź wzorce rozkładów x_i minimalizujące energię.



Pamięci asocjacyjne

Aby osiągnąć minimum, zaktualizuj wartości x_i sumując wszystkie wejścia docierające do tego węzła, co zmniejszy energię, iteracje doprowadzą do wzorca $\{x_i\}$ odpowiadającego lokalnemu minimum, w zależności od początkowego wzorca.

Prowadzi to do uzupełnienia wzorca, oczyszczenia z szumów i optymalizacji.

Uczenie: dla pojedynczego globalnego zestawu minimalnego $w_{ij} = x_i x_j$, więc dla N neuronów:

$$\min E = - \sum_{ij} (x_i x_j)^2 = - N^2$$

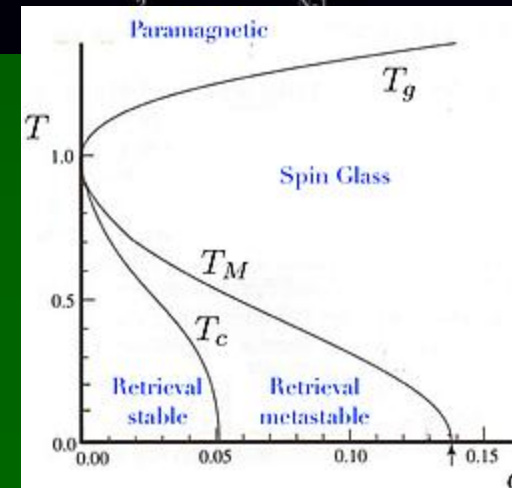
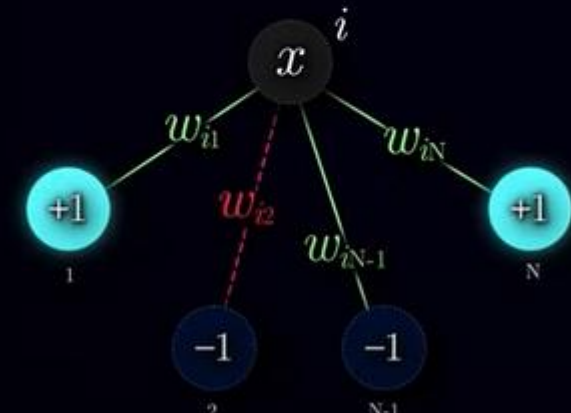
Dla kilku wzorców: zsumuj wszystkie wagi dla każdego

$$w_{ij}(k) = x_i(k) x_j(k)$$

Reguła Hebba: neurony, które pracują razem, łączą się razem, uzasadnia uśrednianie. Pojemność pamięci wynosiła: $N_p \approx 0.14 N$, ale teraz jest znacznie zwiększona. Użyj symulowanego wyżarzania do zbadania krajobrazu energetycznego $\Rightarrow$ 4 fazy na diagramie, w zależności od $\alpha = N_p/N$: stabilne, płytkie lokalne, kilka szerokich minimów (szkło spinowe) i jedno globalne minimum (paramagnetyczne).

[Good intro by Artem Kirsanov](#) (YouTube)

$$h_i = \sum_{j \neq i} w_{ij} x_j$$
$$x_i = \begin{cases} +1 & \text{if } h_i > 0 \\ -1 & \text{if } h_i < 0 \end{cases}$$



Maszyny Boltzmann

Spełnianie ograniczeń pozwala na budowę modeli generatywnych na wyższym poziomie abstrakcji.

- Ackley, D.H., Hinton, G.E., & Sejnowski, T.J. (1985). *A learning algorithm for Boltzmann machines*. Cognitive Science, 9(1), 147–169.

Dodaj losowość do obliczeń, znajdź rozkłady prawd. które uogólniają wzorce pamięci i tworzą wewnętrzne reprezentacje danych.

Sieć Hopfielda+jednostki ukryte+eksploracja stochastyczna.

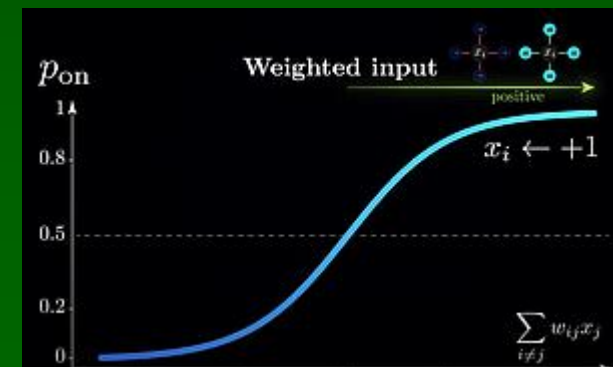
Prawd. przejścia między dwoma stanami energetycznymi:

$$P(\Delta E) = e^{-\Delta E/T} \quad P(\text{State}_E) = \frac{1}{Z} e^{-E/T}$$

Normalizacja funkcji partycji $Z = \sum_S e^{-E_S/T}$

Zaktualizuj stan neuronu x_i obliczając energię $E_i = -\sum_{i \neq j} w_{ij} x_i x_j$ z prawd. opartym na różnicy energii dla $x_i = \pm 1$ określonej przez funkcję sigmoidalną (funkcja transferu neuronu):

$$P(x = +1) = \frac{e^{-E_{i+}/T}}{e^{-E_{i+}/T} + e^{-E_{i-}/T}} = \frac{1}{1 + e^{-\Delta E_i/T}}$$



Generatory rozkład=>obraz

Oblicz sygnał dla neuronu x_i od połączonych neuronów $\sum_{j \neq i} w_{ij} x_j$

Oblicz prawd. aktualizacji z użyciem f. sigmoidalnej $P(x_i = +1) = \frac{1}{1 + e^{-\Delta E_i/T}}$



Wygeneruj liczbę losową: jeśli jest mniejsza niż $P(x_i)$ to brak zmiany, jeśli większa to zmiana.

Niskie T = bardziej deterministyczne, wysokie T bardziej losowa eksploracja lokalnych minimów.

Używane również w modelach LLM do kontrolowania kreatywności sieci.

Uczenie kontrastywne: zmiana prawdopodobieństwa jednego wzorca wpłynie na funkcję partycji.

Maksymalizacja łącznego prawdopodobieństwa danych treningowych $\{x^{(1)}, x^{(2)}, \dots x^{(n)}\}$

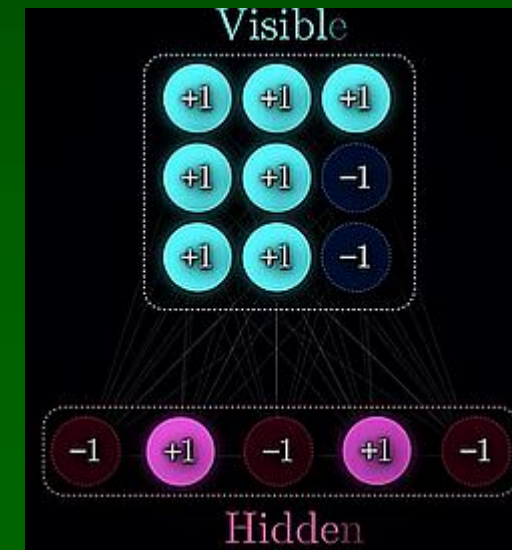
$$\log P(\text{Data}) = -\frac{1}{T} \sum_{i=1..n} \log P(x^{(i)}) - n \log Z$$

Minimalizacja funkcji partycji zwiększy energię fałszywych stanów.

Obliczanie gradientów prowadzi do kontrastowej reguły Hebbowskiej:

$$\Delta w_{ij} \propto \langle x_i x_j \rangle_{\text{data}} - \langle x_i x_j \rangle_{\text{free}}$$

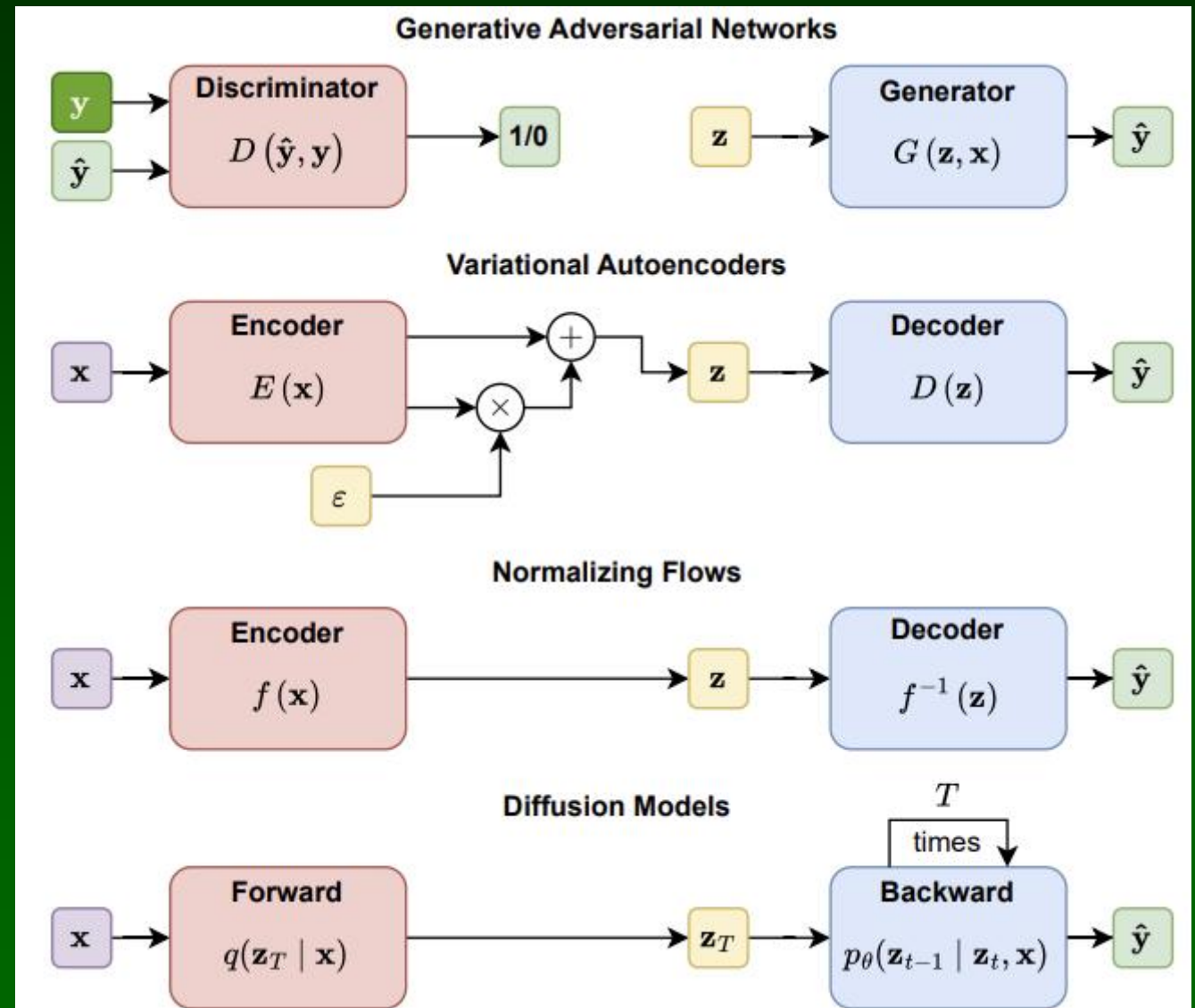
Ustal wejścia, uruchom sieć, wagi zakodują wzorce, druga część redukuje szum, zacznij od losowych wejść. RBM, Restricted Boltzmann machines, mają tylko połączenia między jednostkami ukrytymi na wejściu.



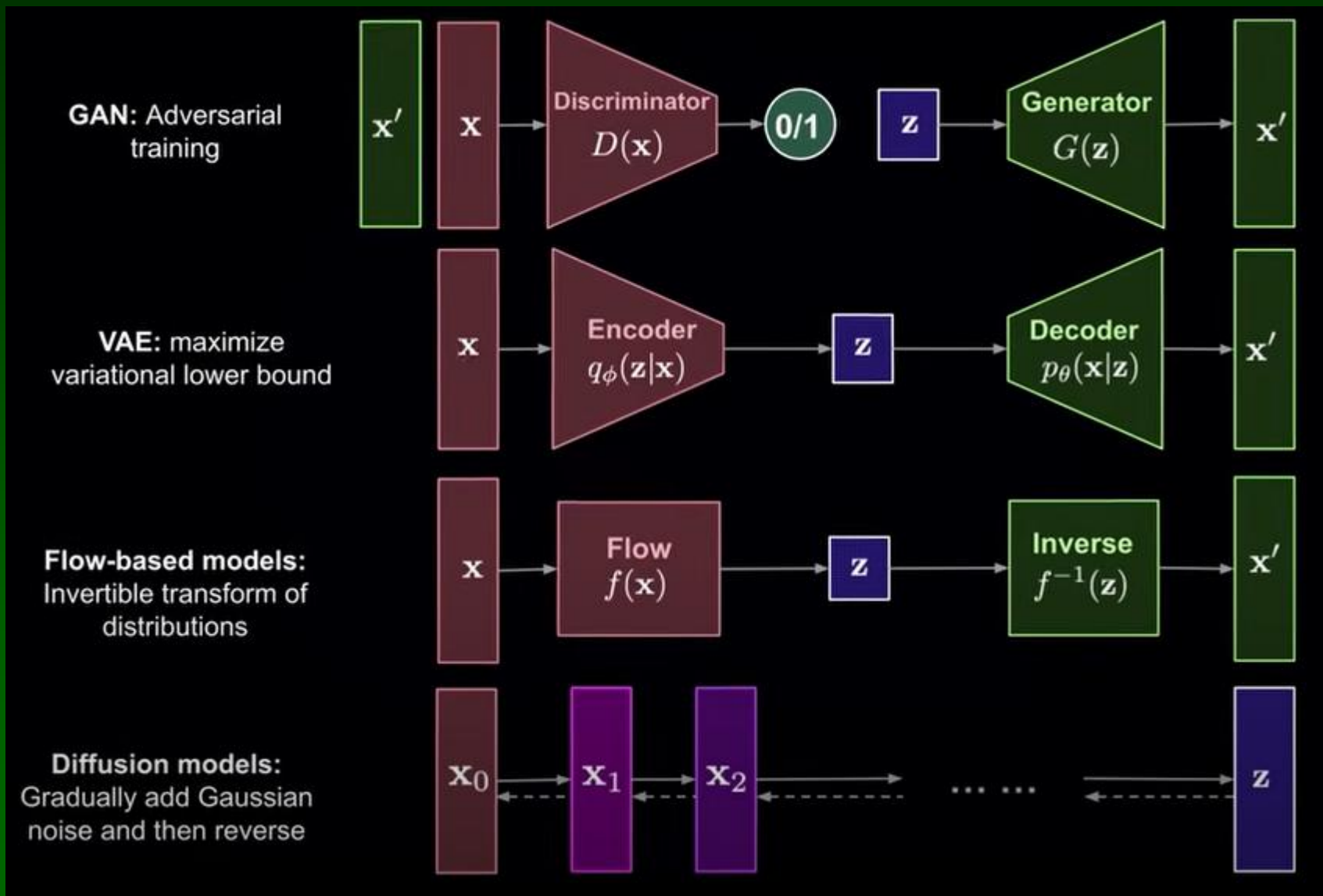
Modele generatywne

Główne kategorie modeli generatywnych.

GAN (Goodfellow 2014):
model generatywny G przechwytuje rozkład danych, oraz model dyskryminacyjny D , który szacuje prawdopodobieństwo, że próbka pochodzi z danych treningowych, a nie z G .
Model D : klasyfikator, sieć neuronowa.
Model G : próbki z rozkładu prawd. Z na przestrzeń obrazów.
o Maszyny Boltzmann i warianty.
o Deep Belief Networks.



Modele generatywne



Kompresja do ukrytych reprezentacji, $x \Rightarrow z$

[GAN](#) (2014), [VAE](#) (2022),

[Flows](#) (2019), [diffusion models](#) (2015).

[EBM, Energy-based models](#).

Rozkłady, a nie obrazy czy zapamiętane teksty. Polecenia (prompty) pozwalają na ułożenie skojarzonych z nimi fragmentów w nową sensowną całość.

Kluczem jest informacja algorytmiczna o niskiej złożoności.

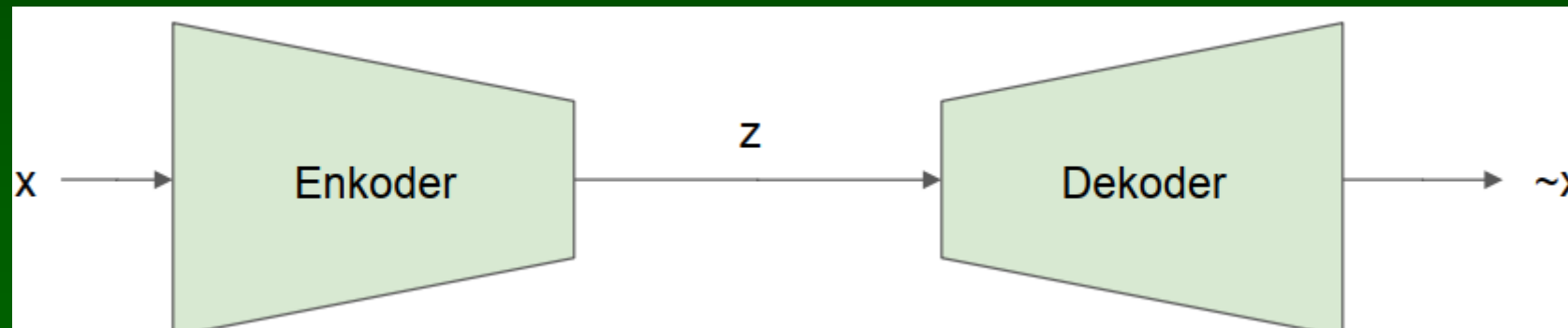
Autoenkodery

Autoasocjacja w modelu Hopfielda/Boltzmann: uszkodzone wzorce zbiegają się do nauczonych.



Ogólna architektura autoenkoderów (AE):

Transformacja $x \Rightarrow z$ i dekompresja $z \Rightarrow x$



Autoenkoder działa jako generator tworząc ukryte uproszczone reprezentacje.

Autoasocjacja to forma uczenia bez nadzoru. [Denoising Autoencoders](#)

Proste wyjaśnienie jak [działają modele dyfuzyjne](#).

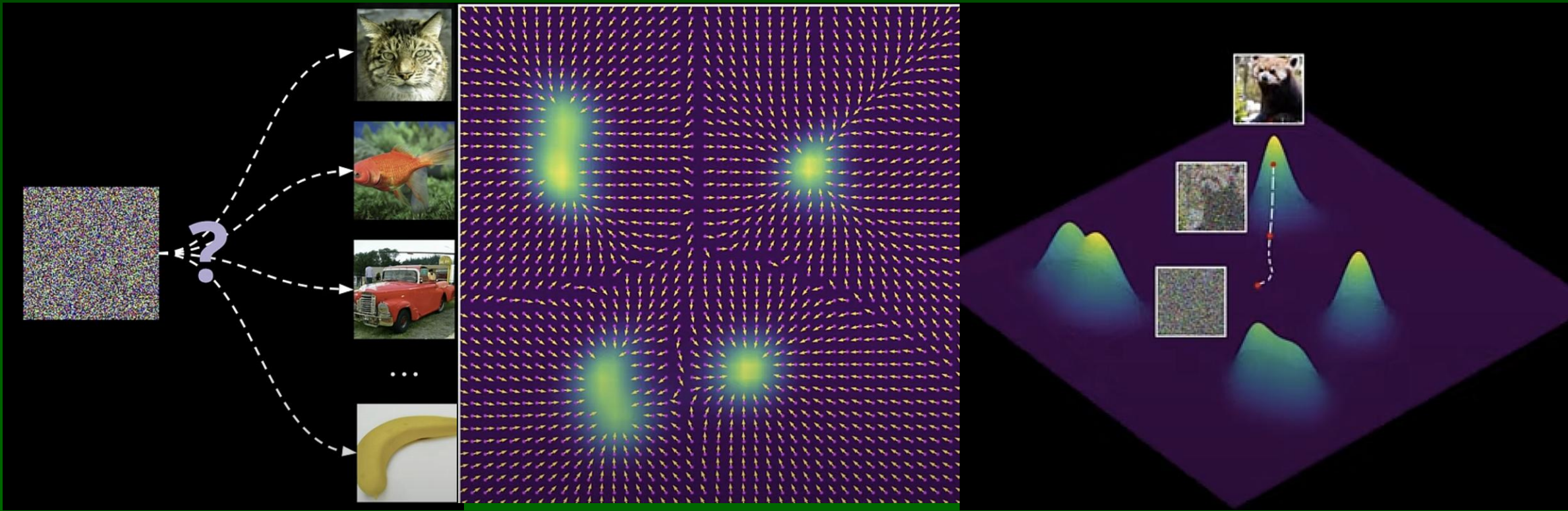
Modele dyfuzyjne

Jak z szumu powstaje obraz? Szum nie zawiera przecież żadnej informacji.

Proste wyjaśnienie jak działają modele dyfuzyjne i bardziej techniczne Denoising Autoencoders.

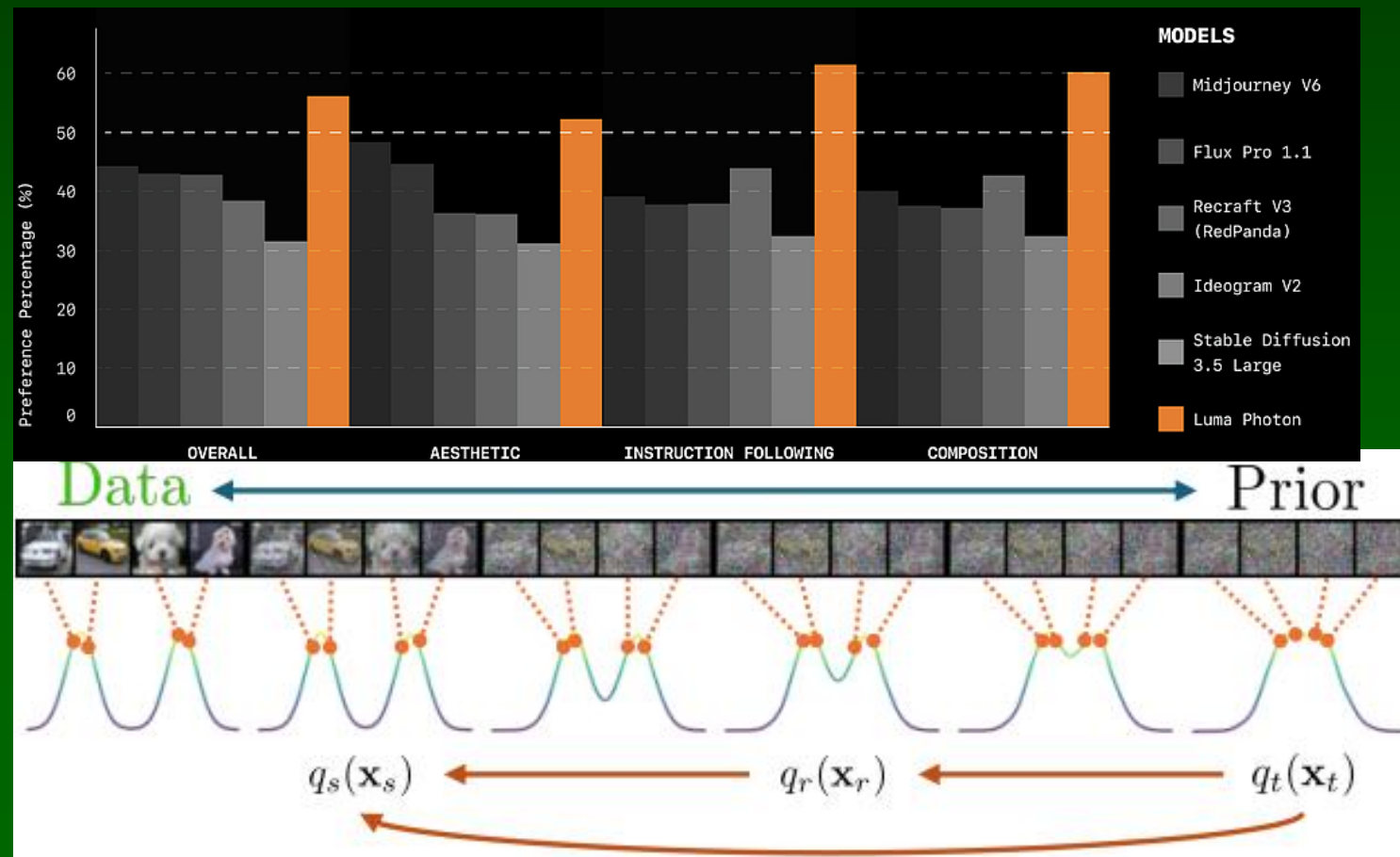
W przestrzeni obrazów 1000X1000 pikseli [0..255] uczymy się kierunku najbliższego klastra z obrazami zgodnymi z opisem, czyli szukamy gradientów rozkładów prawdopodobieństwa.

Dodajemy szum, dostajemy kierunek obraz czysty – zaszumiony; uczymy wektora w stronę czystego obrazu – tworzymy mapę gradientów w przestrzeni obrazów.



Modele IMM

- Zhou, L., Ermon, S., & Song, J. (3/2025). [*Inductive Moment Matching*](#).
- Wyjaśnienie: [*Inductive Moment Matching \(3/2025\) – YouTube*](#)
- Używane przez Luma Photon, w połowie 2025 roku to najszybciej działający model. Podobnie jak modele dyfuzyjne, może startować od szumu, z mniejszą liczbą kroków.



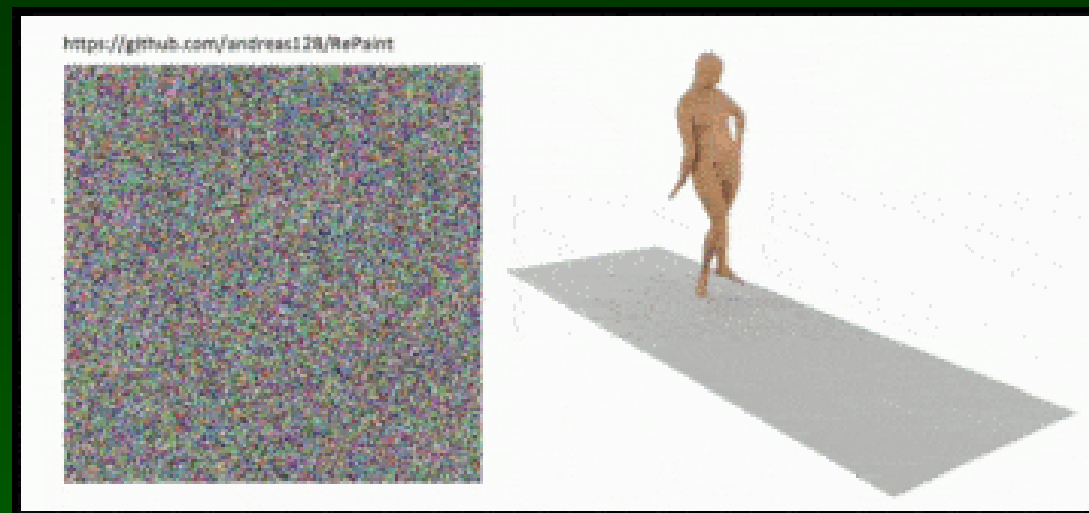
Superresolution – odszumianie

Od niskiej (LR) do wysokiej (HR) rozdzielczości. Idea: degradacja HR zależy od parametrów rozmycia k , szumu n , skalowania s , kompresji obrazu q które sieć próbuje przewidzieć.

Autoenkodery, modele dyfuzyjne, pozwalają na transformację obrazów LR => HR.



Wiele modeli tekst-obraz, tekst-wideo, używa ukrytych modeli dyfuzyjnych:
Stability AI Stable Diffusion, OpenAI DALL·E 2, Google Imagen, GLIDE, Midjourney.
RectifiedHR (3/2025) tworzy obrazy w 1/10 sekundy!



Modele dyfuzyjne mogą tworzyć całe zdania jednocześnie, zamiast tworzyć kolejne słowa.

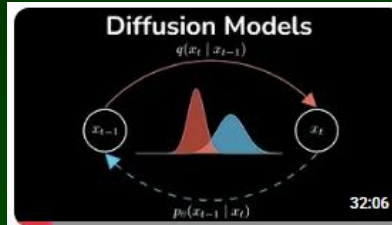
Nie, S. et al. (2025). Large Language Diffusion Models. [arXiv:2502.09992](https://arxiv.org/abs/2502.09992)

LLaDA (Large Language Diffusion with mAsking)

Generative AI Animated

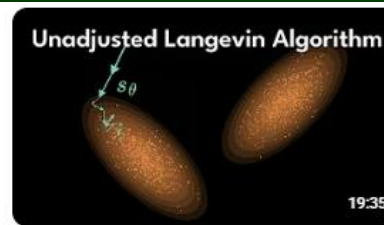
Animacja algorytmów Deepia

- [Latent Space Visualisation: PCA, t-SNE, UMAP](#)
- [Autoencoders](#)
- [Denoising Autoencoders](#)
- [Diffusion Models: DDPM](#)
- [Variational Autoencoders](#)
- [MIT Sloan course and tools](#)



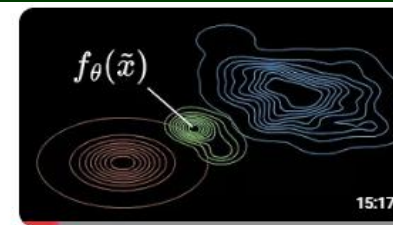
Diffusion Models: DDPM | Generative AI Animated

2K views • 13 hours ago



Unadjusted Langevin Algorithm | Generative AI Animated

19K views • 5 months ago



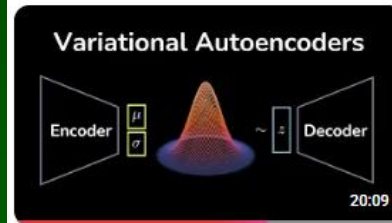
Denoising Autoencoders | Deep Learning Animated

27K views • 5 months ago



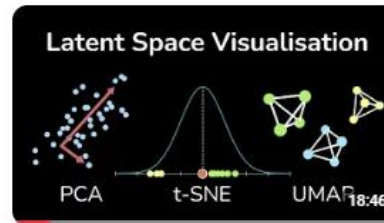
Contrastive Learning with SimCLR | Deep Learning Animated

15K views • 7 months ago



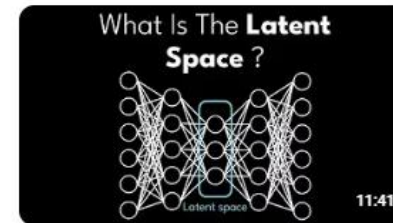
Variational Autoencoders | Generative AI Animated

100K views • 8 months ago



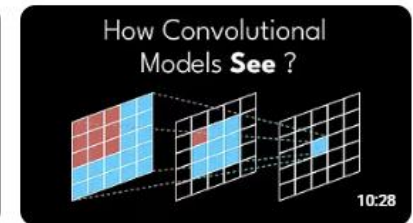
Latent Space Visualisation: PCA, t-SNE, UMAP | Deep Learning Animated

83K views • 9 months ago



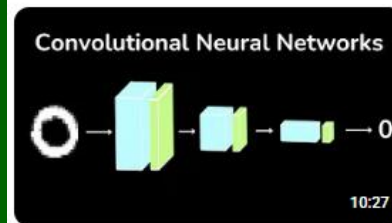
Autoencoders | Deep Learning Animated

56K views • 11 months ago



CNN Receptive Field | Deep Learning Animated

18K views • 11 months ago

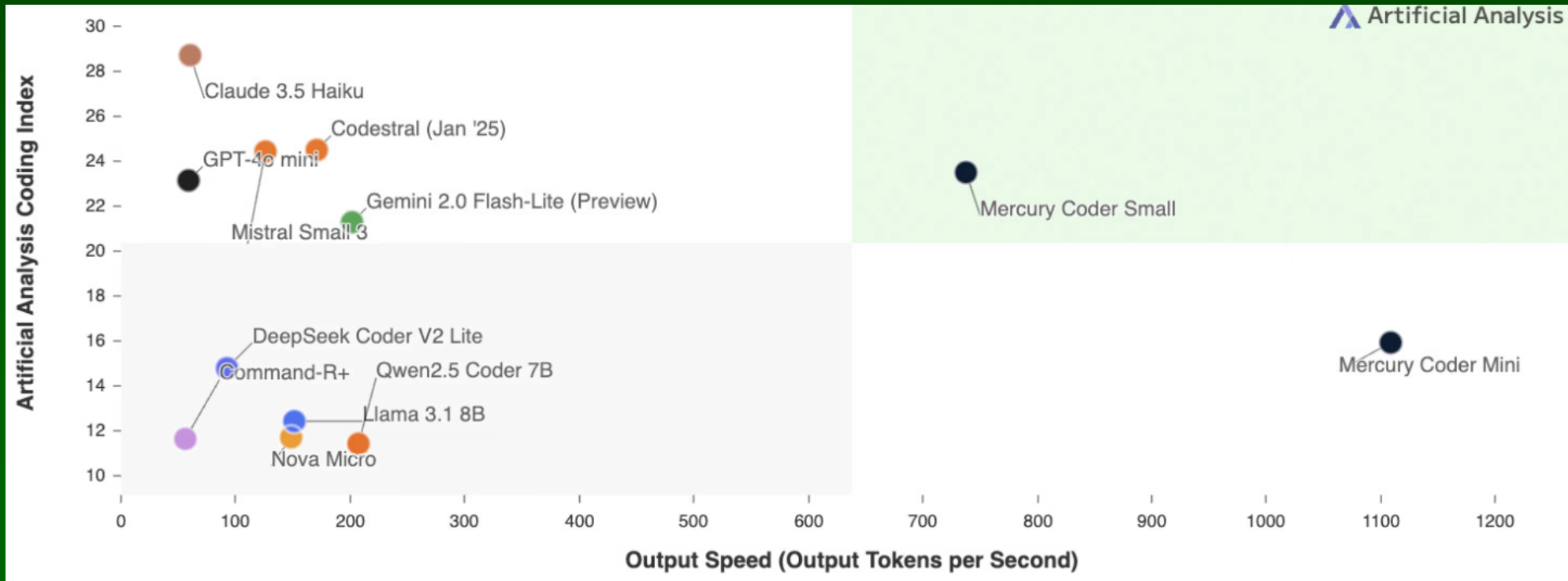


Convolutional Neural Networks | Deep Learning Animated

33K views • 1 year ago

Dyfuzyjne LLMs

- Inception Labs Mercury, pierwszy dyfuzyjny model językowy na skalę komercyjną.
- Rodzina dyfuzyjnych dużych modeli językowych (dLLM) Mercury, nowa generacja LLM, która przesuwa granicę szybkiego generowania wysokiej jakości tekstu. Generuje ponad 1000 tokenów/s na komputerach NVIDIA H100.
- Model generowania kodu, Mercury Coder, jest dostępny do testowania.
- Takie modele umożliwią głębokie rozumowanie i odpowiedzi bez żadnych opóźnień.



Generatywna Sztuczna Inteligencja

Kreatywność

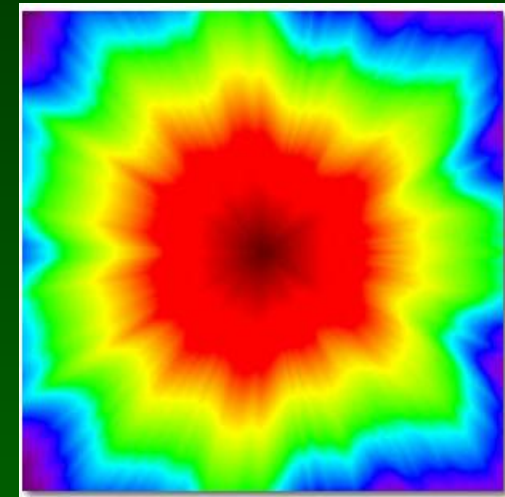
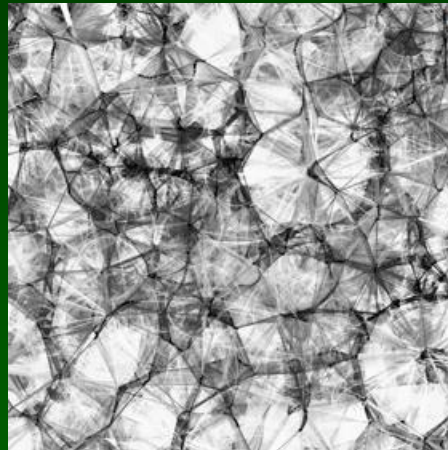


Generative art

„Generative art” w Wikipedii, początki AI w sztuce

http://en.wikipedia.org/wiki/Generative_art

<http://www.random-art.org>



<http://www.solaas.com.ar/dreamlines/p5/>

<http://www.jhllabs.com/java/art.html>

Yuki Terai singing animated avatar, first digital idol
from Japan!



Aaron Painter

Harold Cohen has asked about minimal requirements that should be fulfilled to call something art painting, and created in 1973 [Aaron](#) robotic artist.



Aaron examples



Meeting On Gauguin's Beach,



Aaron, with Decorative Panel, 1988
Oil 1992

Basic principles of composition + randomization. [See more here.](#)

Aaron in museums



Liberty & Friends, 1985
Ink



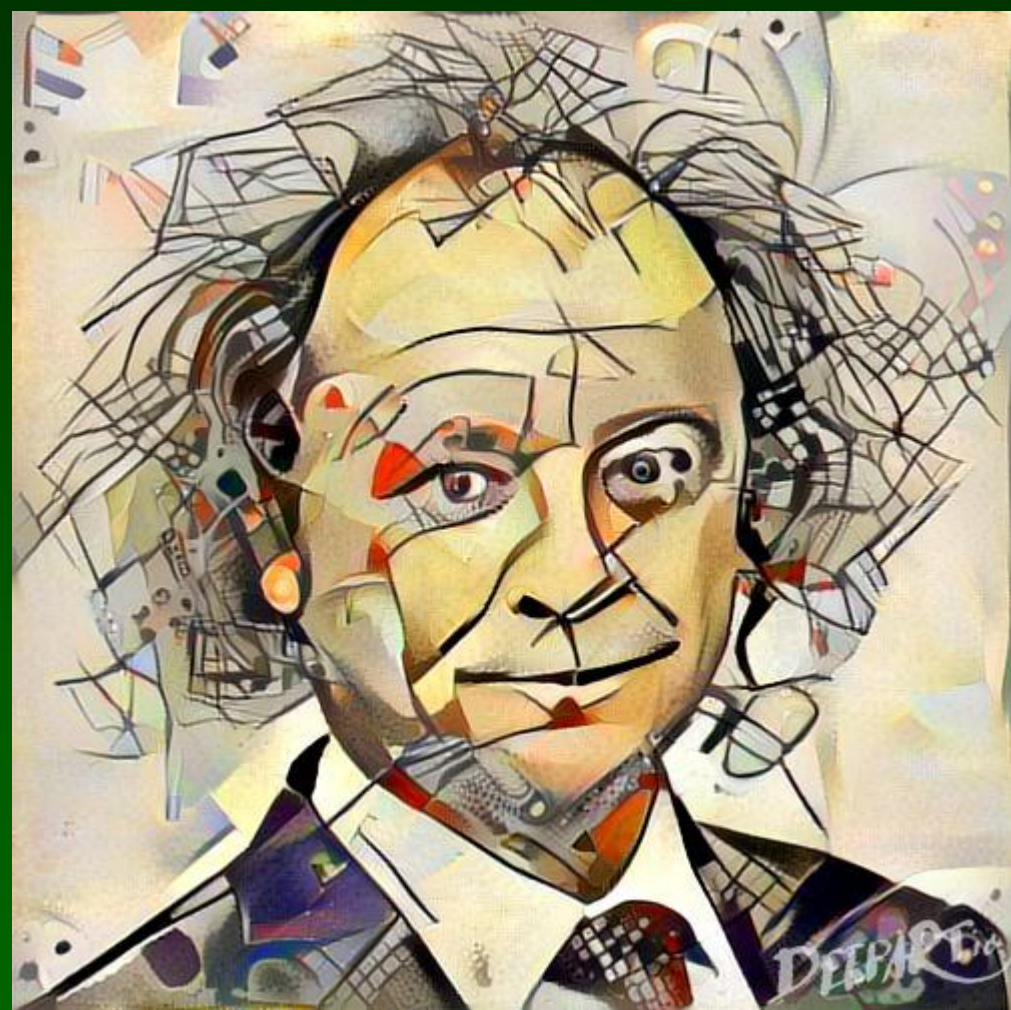
Mural, Capitol
Children Museum 1980

Deep Art. - blending



<https://deepart.io/latest/> Deep Neural Networks, Deep Dream,
LA Gatys, AS Ecker, M Bethge, A Neural Algorithm of Artistic Style (2015)

Deep Art



<https://deepart.io/latest/> Deep Neural Networks, Deep Dream,
LA Gatys, AS Ecker, M Bethge, A Neural Algorithm of Artistic Style (2015)

Examples of Deep Art



<https://deepart.io/latest/> Deep Art,

LA Gatys, AS Ecker, M Bethge, A Neural Algorithm of Artistic Style (2015)

Deep Dream



[Google Deep Dream/Deep Style i Generator](#),
LA Gatys, AS Ecker, M Bethge, A Neural Algorithm of Artistic Style (2015)

Deep Dream



[Google Deep Dream/Deep Style i Generator](#),
LA Gatys, AS Ecker, M Bethge, A Neural Algorithm of Artistic Style (2015)

Nowy Rembrandt

Next Rembrandt Project.

- 346 znanych portretów Rembrandta van Rijn zeskanowanow w 3D, ok ~150 GB.
- Nauka malowania w stylu Rembrandta, szczegółowe ruchy pędzla, wykorzystanie głębokich sieci neuronowych.
- Stworzenie nowego portretu w stylu Rembrandta – 500 godzin renderowania obrazu, 148 mln pikseli w 3D.
- Druk 13 warstw farby.

i



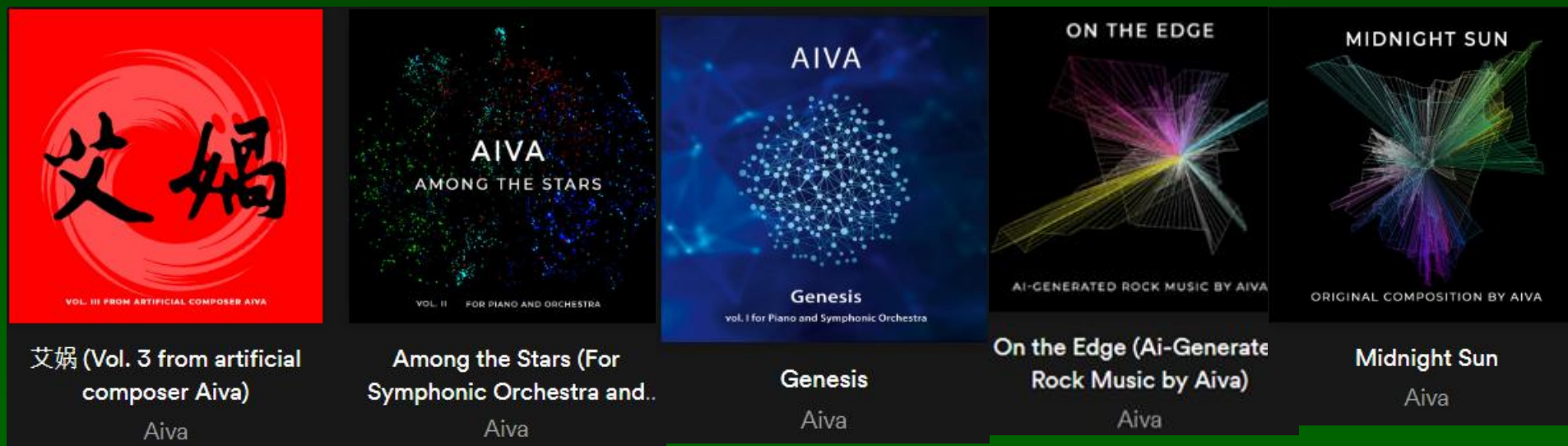
AI Virtual Artist

[AIVA](#) – AI Virtual Artist, member of author's rights society ([SACEM](#)), 206 works.

[AIVA YouTube](#) channel, Youtube „[Letz make it happen](#)“, Op. 23

[SoundCloud channel](#)

[Spotify](#) and [Apple](#) channel



Generatywna AI: Obrazy, wideo, muzyka ...

Luty 2024: SORA, nowy system tekst => realistyczne wideo i obrazy, doskonałe połączenie. Aktorzy i scenarzyści w Hollywood protestują. Powstają tuziny programów GenAI, tworząc tekst, programy, obrazy, grafikę, wideo, kopiując głos ludzki, komponując i wykonując muzykę ...

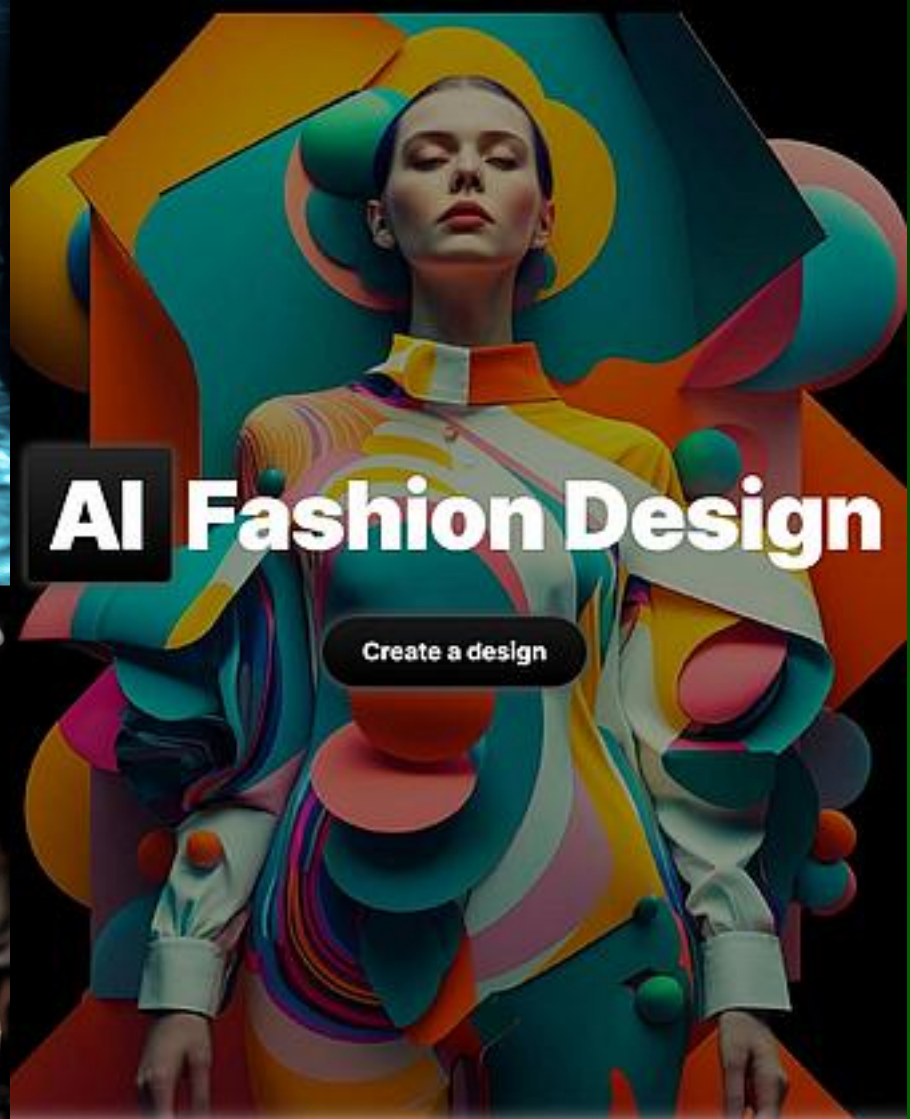
Lista programów: [AI Image Generation Tools](#) i porównanie [16 programów](#).



Projektowanie: zabawki i buty



Design: tydzień mody AI (NY, 4/2023)



Generative AI for digital art and music

"Edmond de Belamy" – portret namalowany przez AI sprzedany na aukcji Christie w 2018 roku za 432 500\$.



"Théâtre D'opéra Spatial", zwycięzca dorocznego konkursu Colorado State Fair's w 2022 roku.



'A.I. God. Portrait of Alan Turing', namalowany przez robota Ai-Da sprzedano za 1.32-mln \$ na aukcji Sotheby w 2024 r. Część 5-panelli, pokazanych na szczycie United Nations na temat A.I. w Genewie.

AIVA należy do stowarzyszenia kompozytorów SACEM w Francji. Suno, Udio, Soundful, Mubert – tworzą muzykę.



Uczymy AI politycznie poprawnych halucynacji

Sure, here is an image of a pope:

Gemini 2/2024



Halucynacje: ludzie i LLMy

Cena kreatywności: kompresja informacji w sieciach neuronowych umożliwia nowe skojarzenia, ale **część będzie zawsze błędna!**

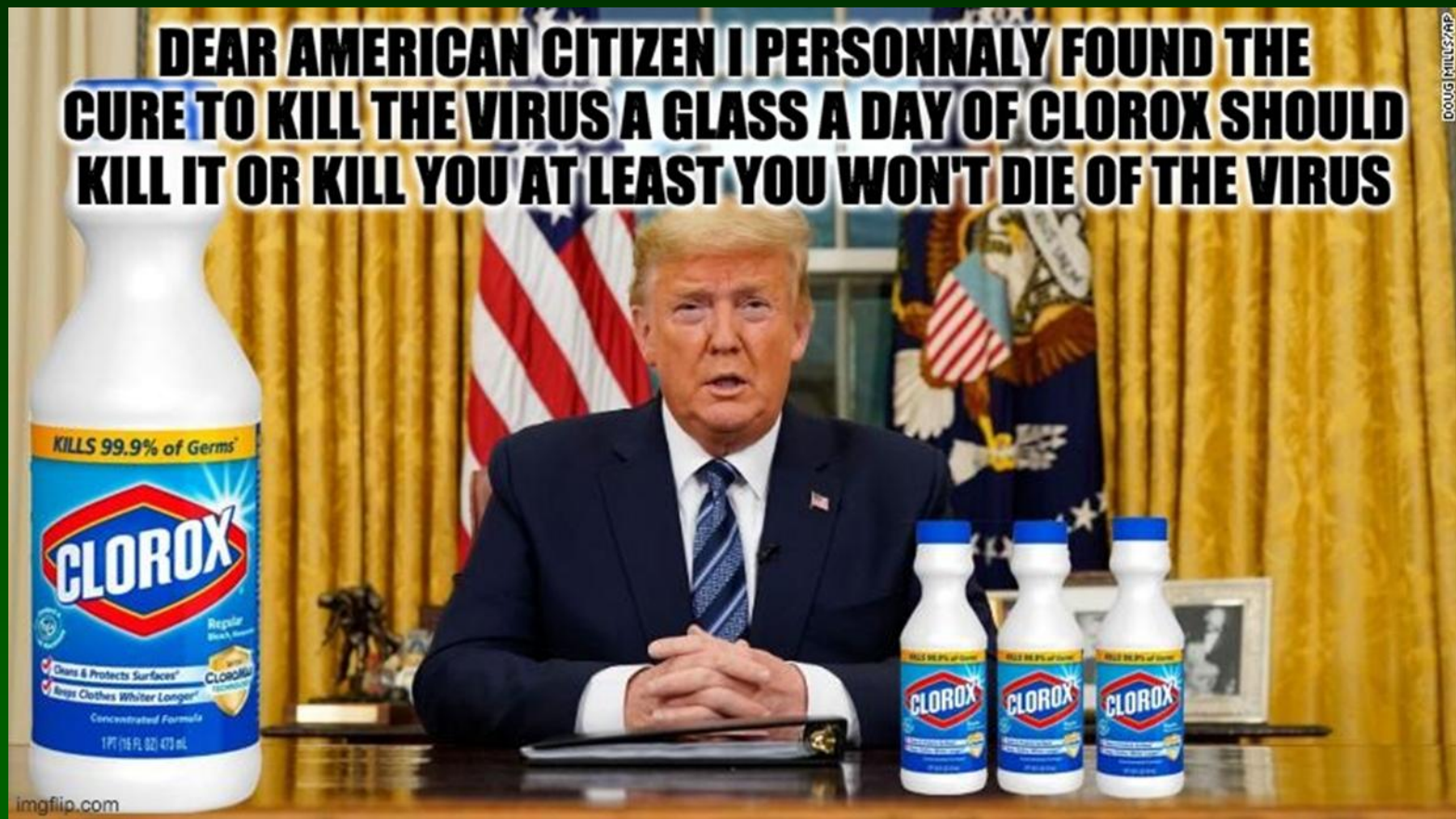
Sieci neuronowe tak mają.

Polityczna poprawność fałszuje historię: Google Gemini wymyślił czarnych papieży i kobiety w gronie Ojców Założycieli USA.

Google AI overviews: mała skałka raz dziennie, klej do pizzy ...

LLM wystarczy skrytykować i się poprawi, z ludźmi jest trudniej.

[Search-Augmented Factuality Evaluator \(SAFE\)](#)



GameNGen

Generatywna inteligencja (mały model dyfuzyjny) wyobraża sobie grę w swojej pamięci, tworzy i wykonuje grę Doom bez programowania. <https://gamengen.github.io> Nie mamy takiej pamięci ...

move forward



open door



attack



move forward



attack



turn right



run back



Othello-GPT

Czy to tylko statystyka czy model wewnętrzny świata?

- Othello-GPT wytrenowano tak, by przewidywał kolejne ruchy w sekwencjach, które pochodziły z realnych gier. Model nie miał żadnych informacji co to jest.
- Użyto prostej sieci neuronowej jako klasyfikatora podając jej aktywacje warstw ukrytych sieci Othello-GPT.
- Można zauważyć, że te aktywacje układają się w obraz planszy, która wynika z dążenia do maksymalnej kompresji informacji

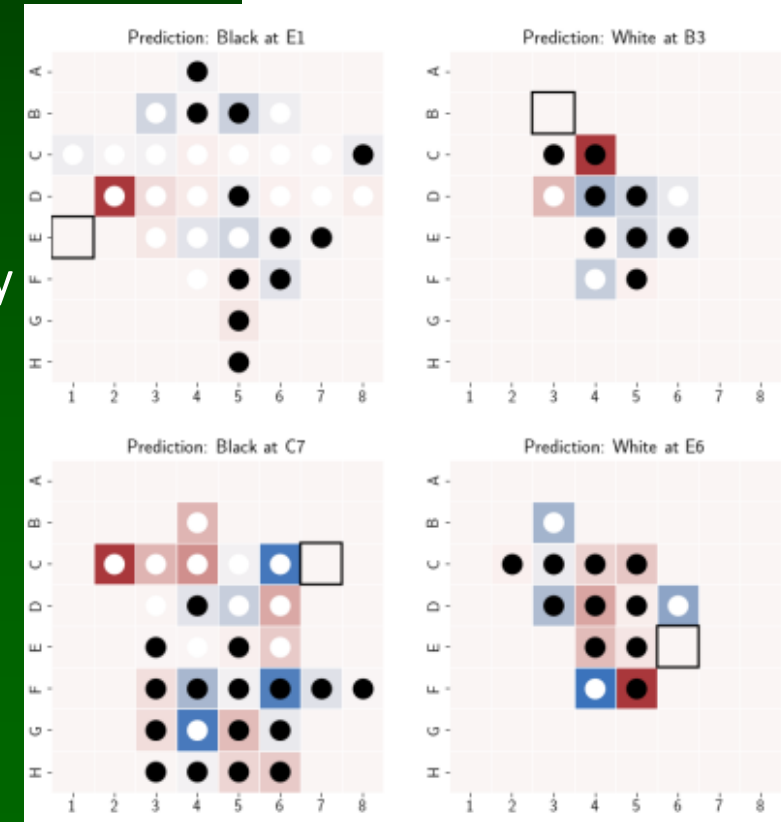
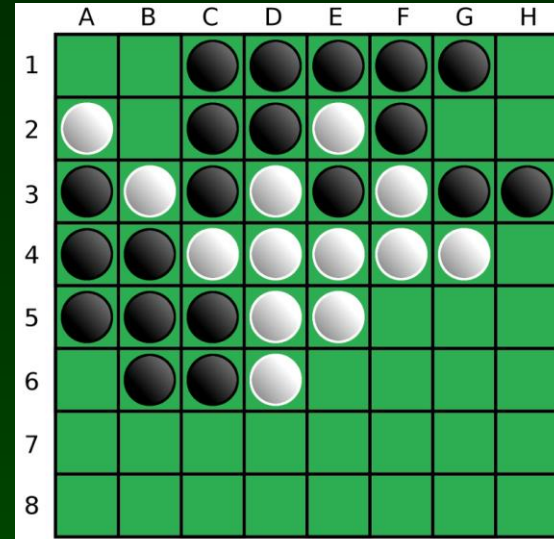
Sieć gra w Othello podobnie jak człowiek: utrzymując wyobrażenie planszy w swoim “oku umysłu” by nauczyć się szukać jak najlepszych ruchów.

- GPT postrzega to, co pojawia się w wyobrażeniu stworzonym przez model i może to komentować.

John Locke: świadomość to percepcja tego co się dzieje w naszym umyśle.

Czemu nie miałyby dojść do autorefleksji?

Reprezentacji „ja”, formowania się osobowości?



Gene2: Imagery, virtual worlds

Genie 2: A large-scale foundation world model - Google DeepMind

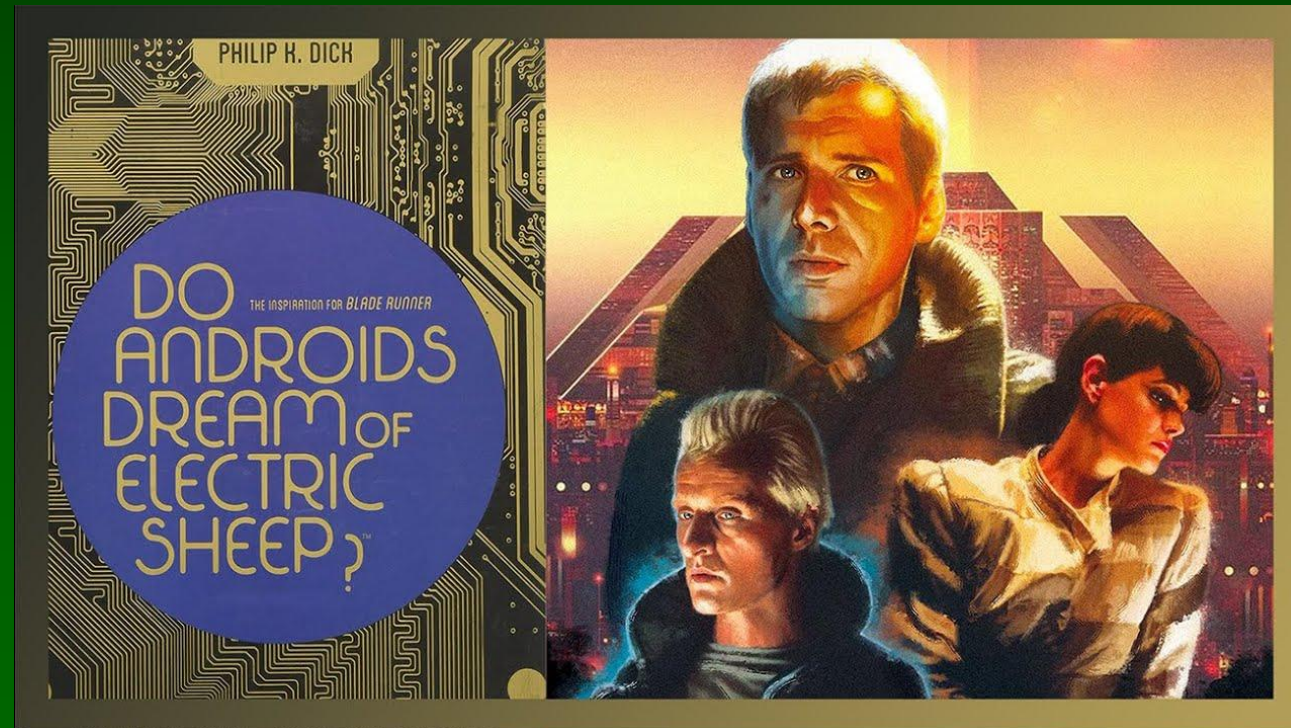
Google Genie 2 to podstawowy model świata, który może tworzyć nieskończoną różnorodność spójnych, sterowanych akcją, grywalnych środowisk 3D do szkolenia i oceny ucieleśnionych agentów. Agenci ci mogą wchodzić w interakcje między sobą i z ludźmi.

Agenci Genie 2 mogą śnić, poruszając się w stworzonym przez siebie wirtualnym świecie.

Burchi, M., & Timofte, R. (2025).
*Learning Transformer-based World Models
with Contrastive Predictive Coding.*

[arXiv:2503.04416](https://arxiv.org/abs/2503.04416)

Algorytm DreamerV3 uczy się dokładnego modelu świata opartego na rekurencyjnych sieciach neuronowych (RNN) i modelach świata opartych na transformatorach przy użyciu maskowanej uwagi własnej.



Generative music

„Popcorn”, Hot Butter hit from 1969,
Created through computer analysis of various melodies.
Computer helping human musicians.



Musicians learn by hearing and analyzing.

Why computers should not do the same? With access to all music in the world?

Algorithmic music: John Cage, Iannis Xenakis ...

http://en.wikipedia.org/wiki/Algorithmic_music

Lucasfilm Games' gra Ballblazer (1982) używała komputerowej improwizacji jazzowej, Xbox improwizuje na zadane tematy.

Generative music: Brian Eno started to experiment in 1975!

http://en.wikipedia.org/wiki/Generative_music

Examples of generative music:

<http://jmusic.ci.qut.edu.au/jmMusic.html>



From images to music

Can music be composed converting images?

Example: finish “metacomposer” Lauri Gröhn:

Synesthesia Software Music

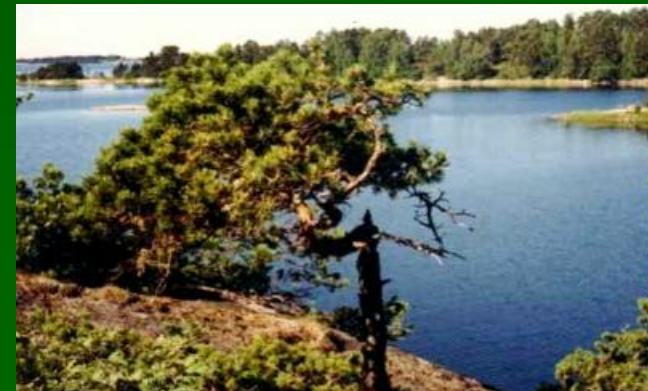
„I want to show that in future computers may compose as well as people”.



Turku Archipelago, Fog, Sakura – interesting compositions!

Can computer really „feel” music?

Greta ist trying...



Flow Machines

by Sony CSL

<http://www.flow-machines.com>

Software that learns.
What is programmed
is only the motivation
to learn!

[Learning to Create](#)
(Lrn2Cre8) EU FP7
Project

Daddy's Car: a song composed by Artificial Intelligence - in the style of the Beatles



flowmachines
flowmachines

Immersja: Świat Wirtualny



Wzrok, słuch, dotyk, zapach, ruch ... świat rzeczywisty nie jest tak interesujący!
AI uczy się zachowania w wirtualnym (VR) i rzeczywistym (AR) świecie analizując
nasze doświadczenia i wymieniając między sobą.
Projekty Samsung + Google.

Google Project Astra

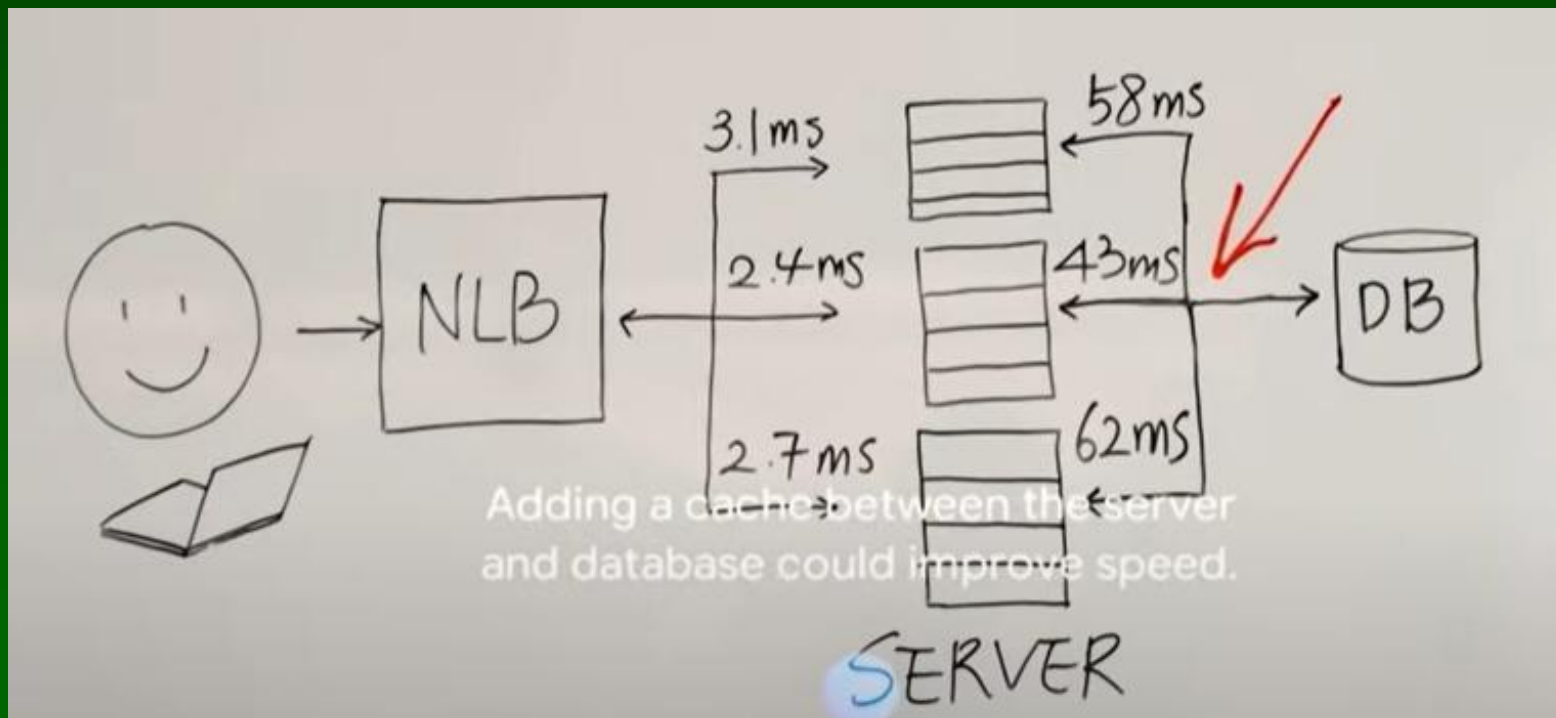
Orientacja i rozumowanie przestrzenne pozwala rozumieć intencje, gesty i szkice, zamienić rysunki na diagramy, prowadzić inteligentną konwersację, rozumieć co się w świecie dzieje, używać komputera.

Project Astra video – LMM ma pełną **świadomość sytuacji, embodiment**.

Gemini widzi przez okulary AR rysunek na tablicy i odpowiada na pytanie: „co mogę tu dodać by system szybciej działał”.



Okulary AR zbierają i wyświetlają informacje, AI się uczy „bycia w świecie”. Pamięć interakcji, rozmów i sytuacji => subiektywność.



AI in art

- [This Person Does Not Exist](#) artificial faces.
- Open AI [Dall-e2](#), od opisu do obrazu
- [Digital Humans](#).
- The [First Thinking Sculpture](#): Inspired by Gaudí, by Watson.
- [Autodraw](#), drawing from poor sketch.
- [AI artwork sells](#) for \$432,500 (12/2018); now selling NFT tokens
- [10 Amazing Examples Of How Deep Learning AI Is Used](#)
- [15 examples of AI in marketing](#).
- Reports on AI: The [European Artificial Intelligence landscape](#),
- [EU Digital Transformation 2021-27](#) plans
- [Communication: Artificial Intelligence for Europe](#)
- [Digital Poland: AI strategies \(in Polish\)](#)
- [My Flipboard Art & AI](#) and [Flipboard AI-CI-ML](#)

Computational Creativity

AIVA – AI Virtual Artist, registered in France with an author's rights society (SACEM), many compositions in different styles.

AIVA YouTube channel and SoundCloud channel.

Google Magenta for music, CNET news.

6 AI Tools for music generation

Deep Art: <https://deepart.io/>

27 Incredible Examples Of AI And Machine Learning In Practice

What's the purpose of humanity if machines can learn ingenuity? (extract from Marcus Du Sautoy's book, The Creativity Code).

Open AI Research and Google Deepmind

Tutorials on ML

- Autencoder explanations

<https://www.youtube.com/watch?v=qJeaCHQ1k2w>

- More ML tutorial videos
- Deep Learning automated

<https://www.youtube.com/@Deepia-ls2fo>

Pytania

- Jak działają modele dyfuzyjne
- Czym różnią się obecne model generatywne od pierwszych prób tworzenia obrazów, takich jak Aaron?