Introducción a las tecnologías de inteligencia artificial

Introducción

Speech and Audio Research
Aragón Institute for Engineering Research – I3A

- More than 20 years developing Artificial Intelligence Technology and Systems applied to Language, Speech, and Audio
- Experience in training specialized professionals on Machine Learning and Signal Processing
- Knowledge transference from the academy to the industrial R&D sector

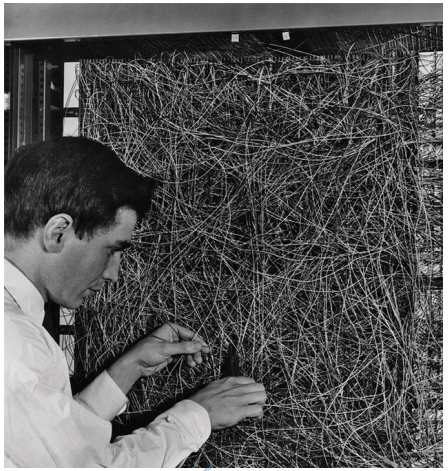
https://vivolab.i3a.es/

antecedentes

Máquinas electrónicas

Mark I, 1944

1 operación cada 3 segundos



Máquinas mecánicas

Mecanismo de Anticitera 200 a. C

La teoría

Frank Rosenblatt 1957

Alan Turing 1950

antecedentes

Los microprocesadores

Intel 8086, 1978

50 mil operaciones por segundo

Intel i5, 2018

25 mil millones de operaciones por segundo

2010s La era de las GPUs

Playstation 4s, 2016

1.8 TFlops (~90 x intel i5)

Playstation 5s, 2020

10.2 TFlops (~411 x intel i5)

Nvidia RTX Titan, 2018

16 TFlops (~640 x intel i5)

Nvidia RTX 3090, 2020

35 TFlops (~1400 x intel i5)

Nvidia RTX 4090, 2022

82 TFlops (~3280 x intel i5)

antecedentes

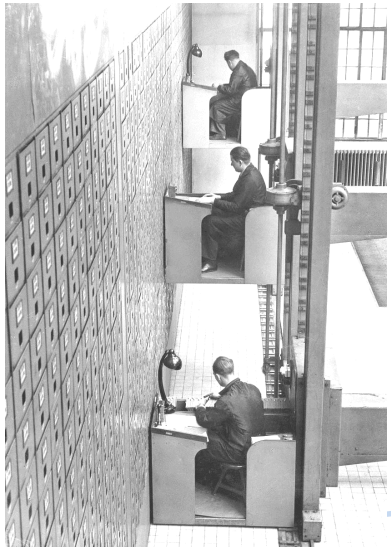
Velocidad de almacenamiento

Disco duro *2000* *18GB (48MB/s)*

HD estado sólido *2021* *1TB (*7000 MB/s)

Almacenamiento

Sistema mecánico1937 (República Checa)



Capacidad de almacenamiento

Cinta perforada *1970* *<1 KB*

Disco 3 ½ *1987* *1.4 MB*

DVD *1995* *4.7 GB*

antecedentes

Proceedings papel 1995 /
Revistas papel

Google

Buscadores internet 1998

TensorFlow

PYTORCH

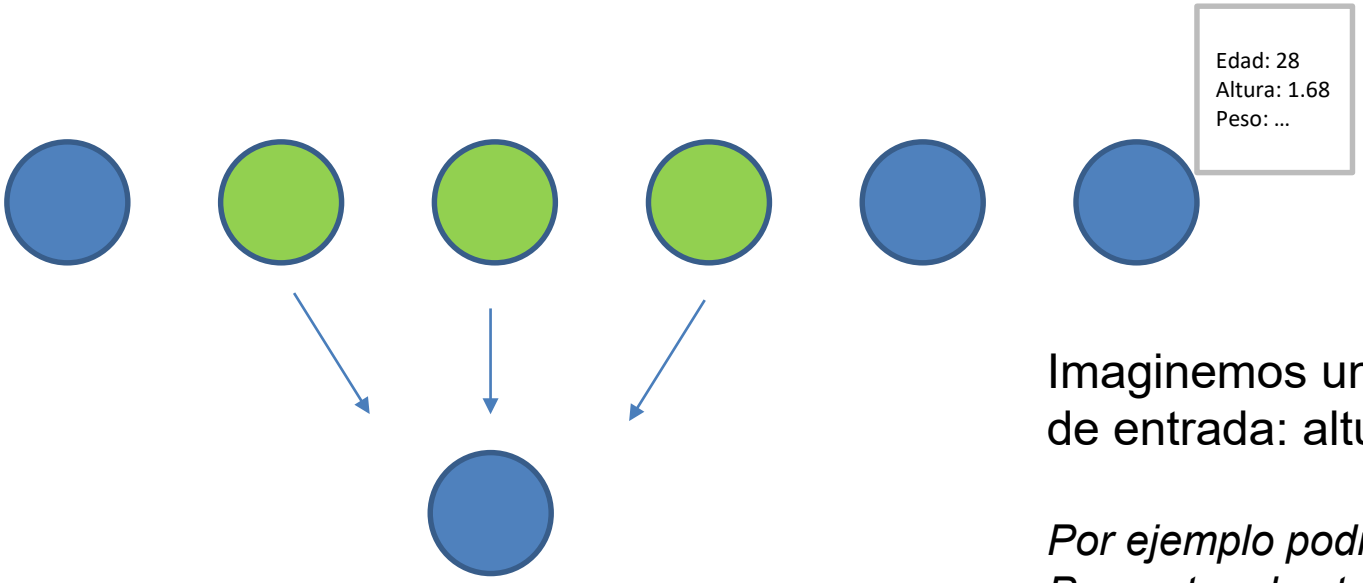
Software gratuito
y
Toolkits 2010

GitHub

2008 *Redes sociales /*
plataformas de desarrollo colaborativo

fundamentos

- Procesado en fases, capas

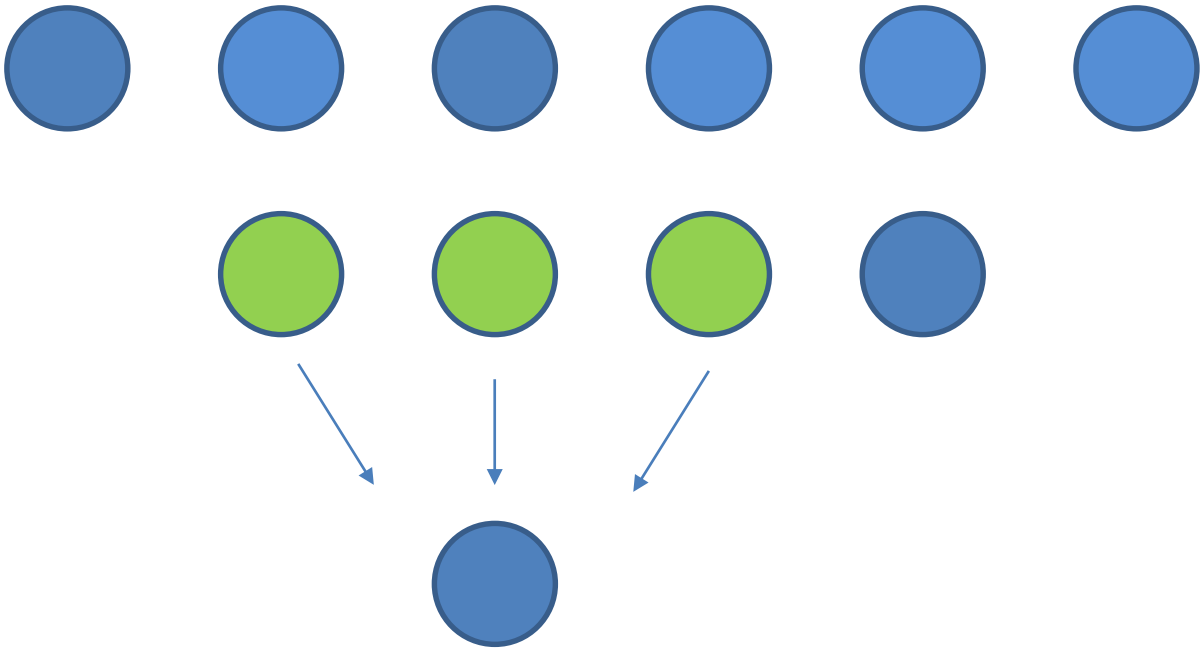


Imaginemos unos datos de entrada: altura, edad,..

Por ejemplo podríamos decir: Pregunta a los tres que tengas en la fila de delante y quédate con el máximo, mínimo, etc

fundamentos

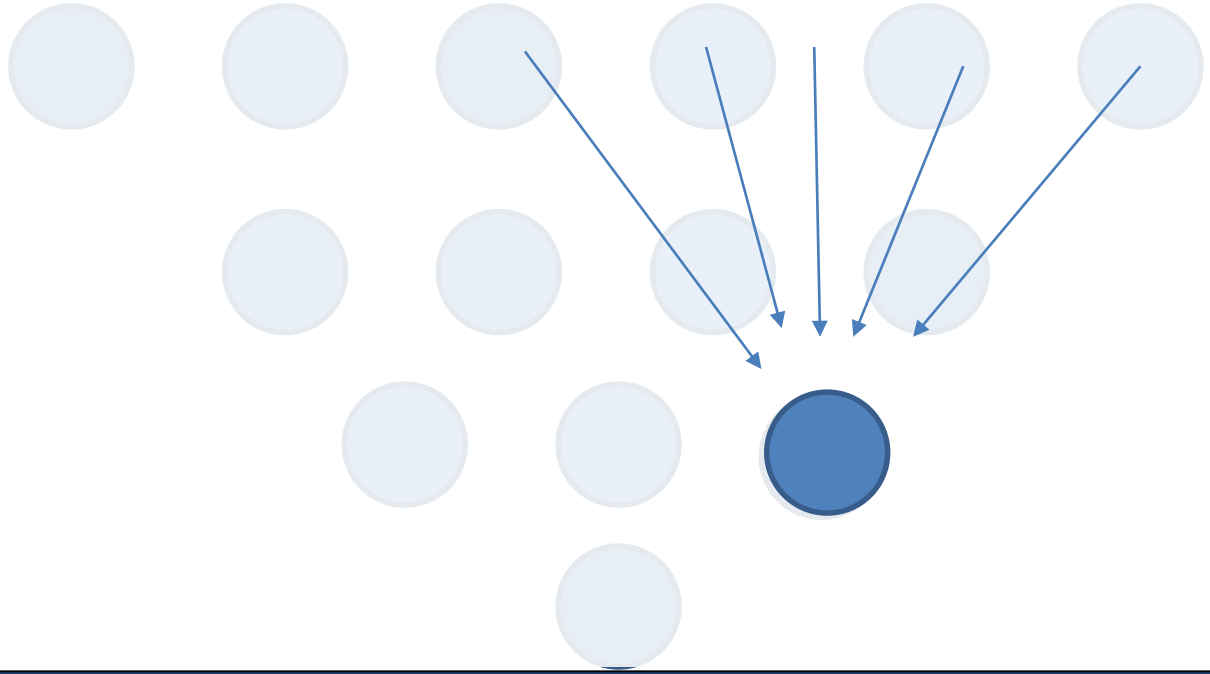
- Procesado en fases, capas



Y repetimos, en todas las filas…

fundamentos

- Procesado en fases, capas

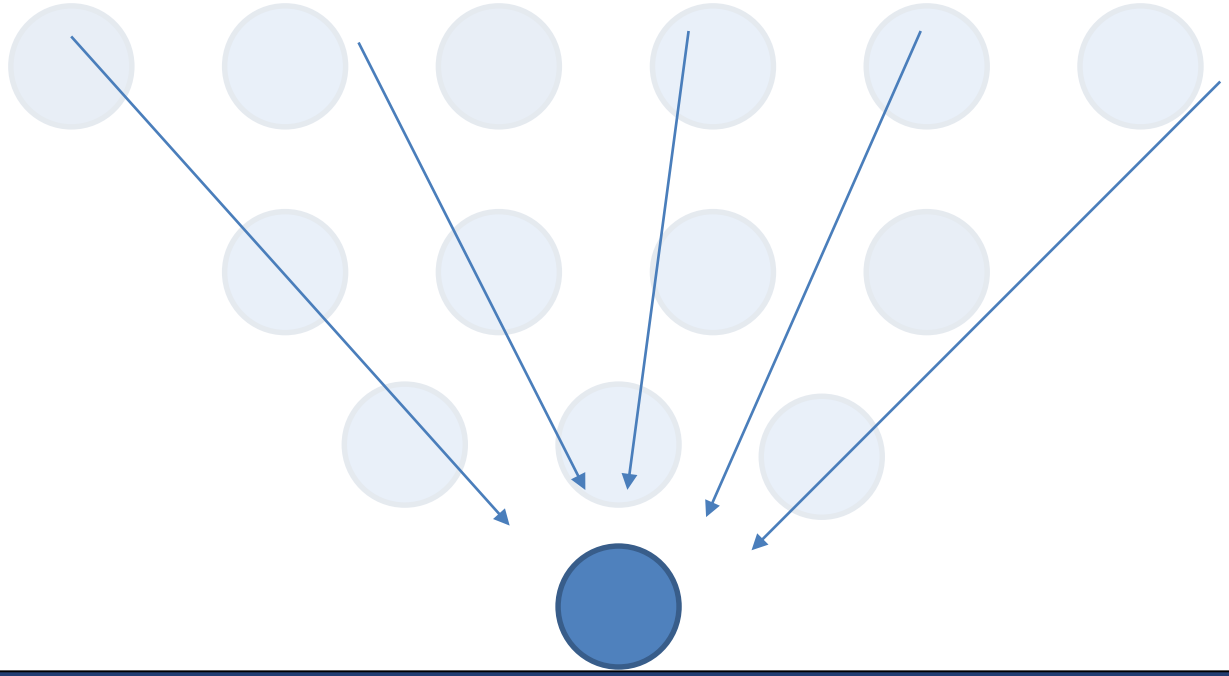


Algunos nodos

reciben **parte** de la información

fundamentos

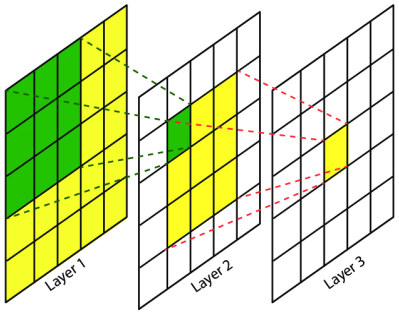
- Procesado en fases, capas



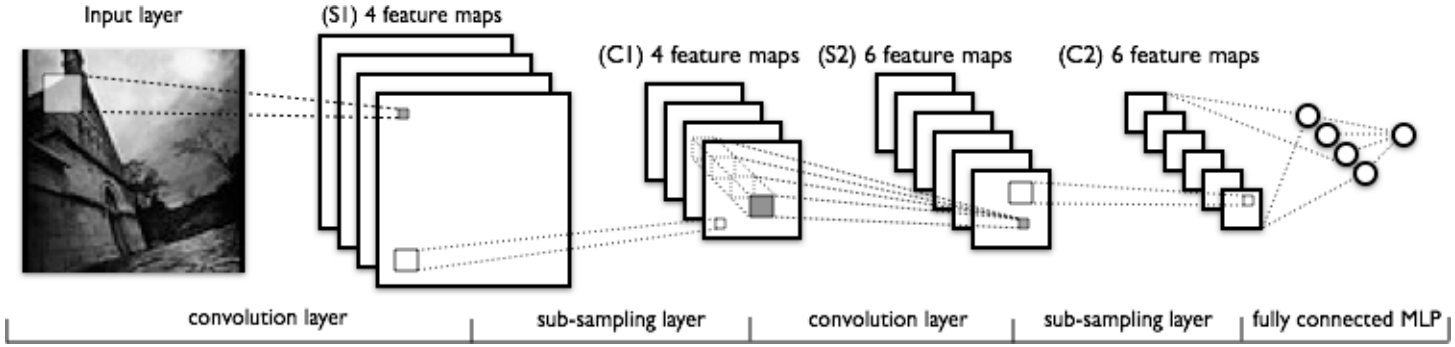
Ahora al último le podríamos preguntar, **¿quién es el más joven ?** Ha recibido **toda** la información

fundamentos

- Redes convolucionales
  - *Cada capa suma varios valores de entrada con distinto peso, normalmente 9 entradas: 3x3*



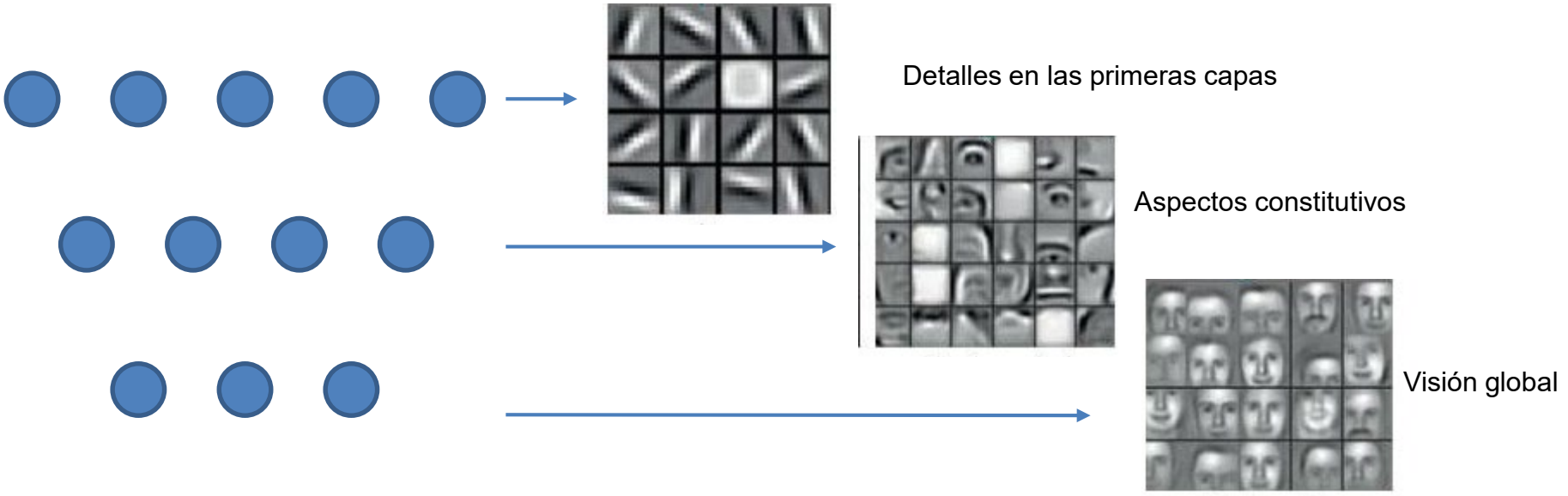
Yann LeCun



LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., & Haffner, P. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, *86*(11), 2278-2324.

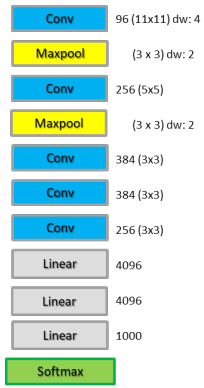
fundamentos

- Redes convolucionales
- Con mayor **profundidad** (***depth***) se logra mayor **abstracción**
  - *Las primeras redes profundas tenían 7 capas*
  - *Hoy en día en cuestión de minutos se tiene acceso a redes de más de 100 capas ya entrenadas*

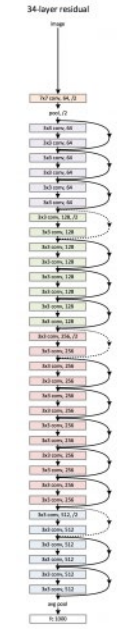


fundamentos

- Redes convolucionales
  - *Las primeras redes profundas tenían 7 capas*
  - *Hoy en día en cuestión de minutos se tiene acceso a redes de más de 100 capas ya entrenadas*



Geoffrey Hinton



2012: 7 capas
84.6 % aciertos

2014: Inception 25 capas
93.3% aciertos

2015: Resnet >100 capas
96.43% aciertos

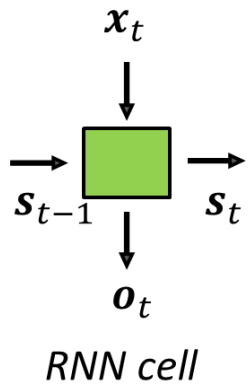
fundamentos

- Redes recurrentes

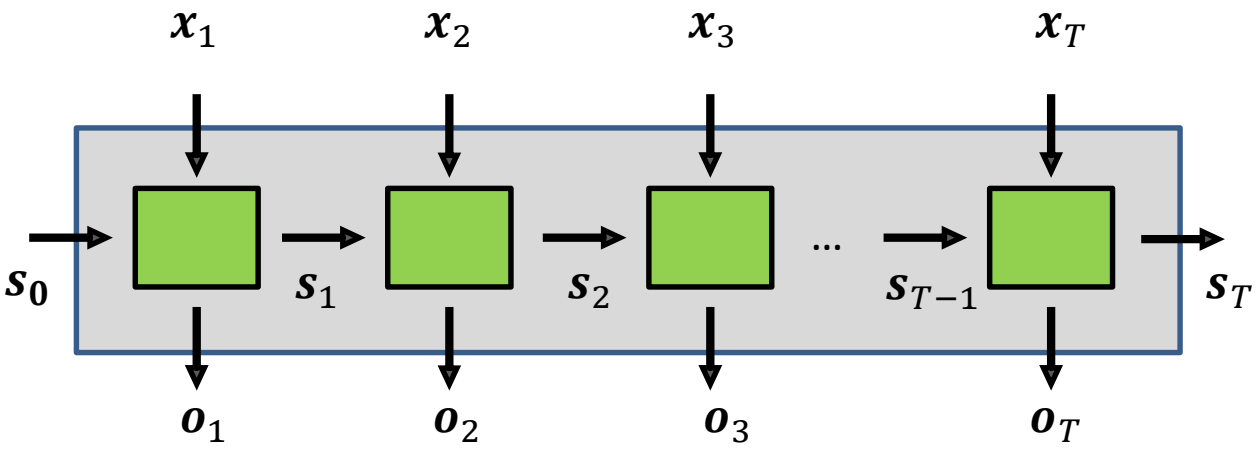
- Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. Neural computation, 9(8), 1735-1780

  – *Analizan la entrada en orden (sentido temporal, orden del texto)*

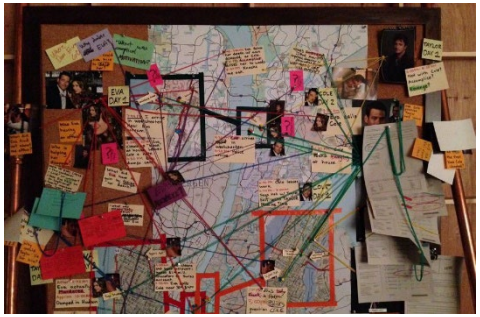
  – *Cada celda tiene una memoria finita para recibir información de los Instantes previos y escribir nueva información para el futuro*



RNN cell



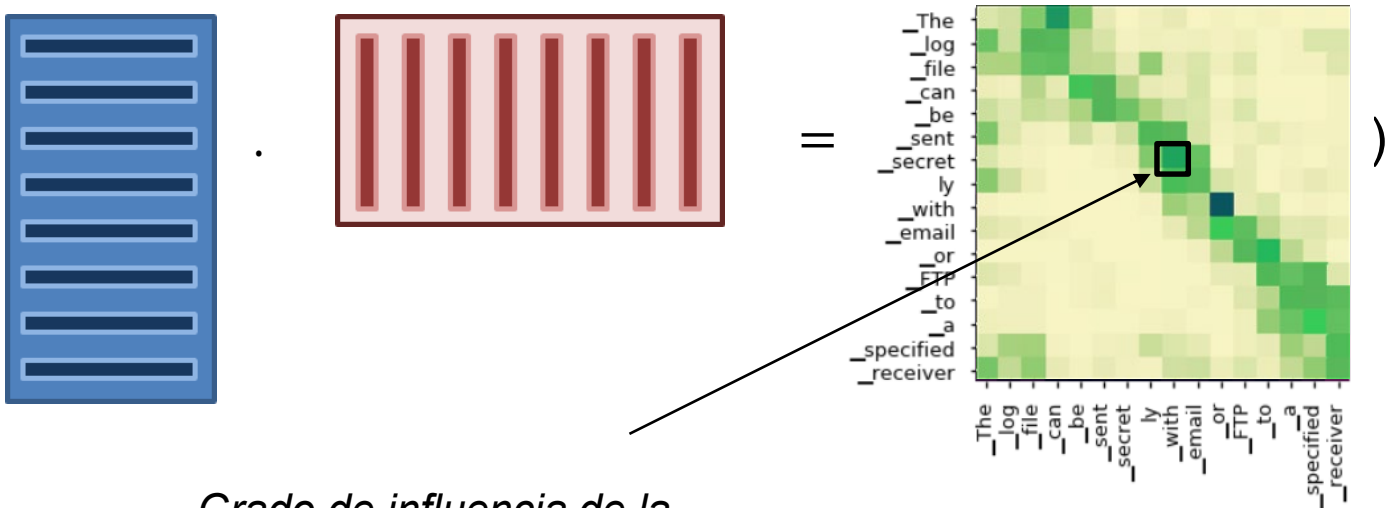
fundamentos



- Transformers

Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N. Kaiser L, Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. Advances in neural information processing systems, 30, 5998-6008

  - *Son capaces de analizar la relación de todas las entradas*



Grado de influencia de la entrada i sobre la j

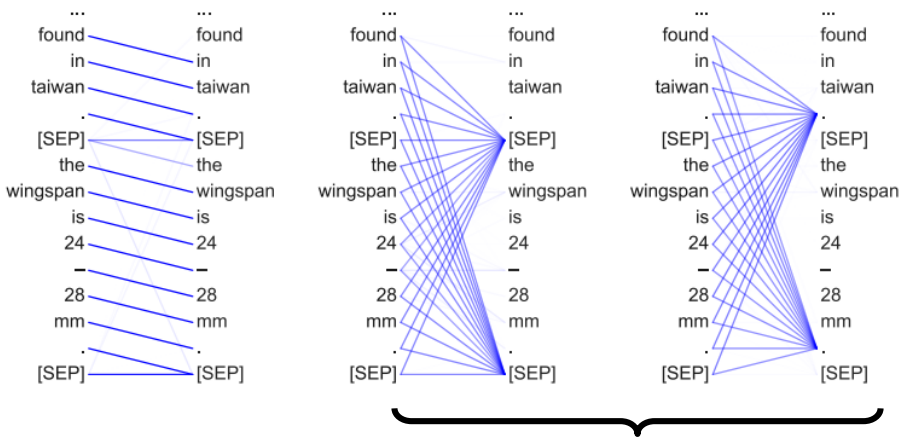
https://nlp.seas.harvard.edu/2018/04/03/attention.html

RNN

fundamentos

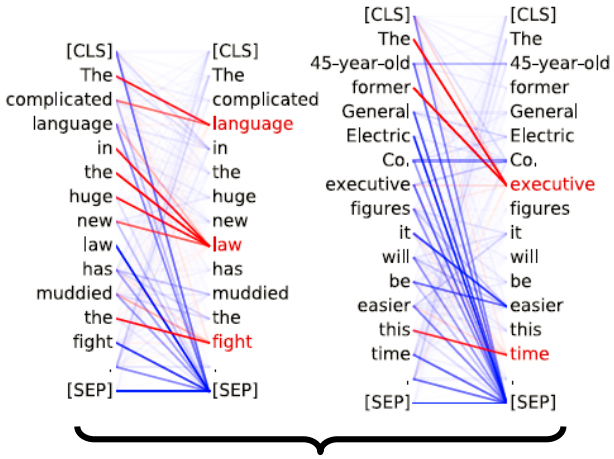
- Transformers
  - *Son capaces de analizar la relación de todas las entradas*

Desambigüación ellos -> vecinos



palabra anterior

Final de frase

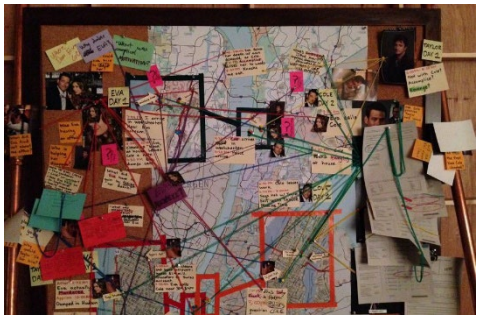


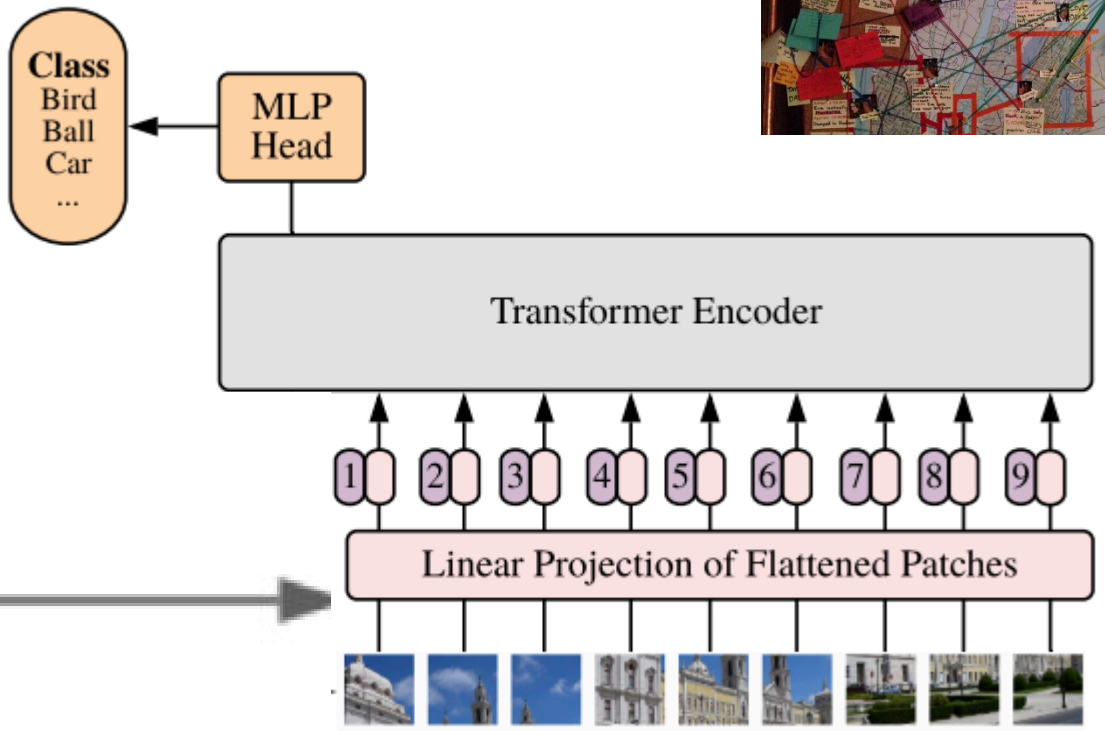
Determinantes y modificadores de un nombre

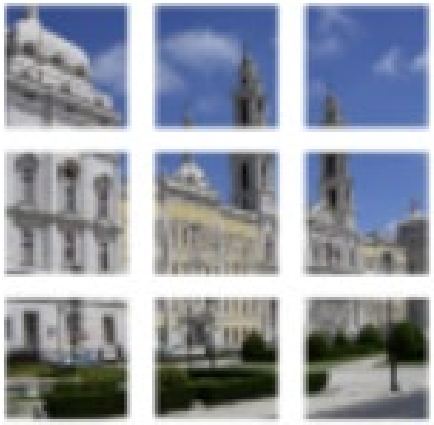
RNN

fundamentos

- Transformers





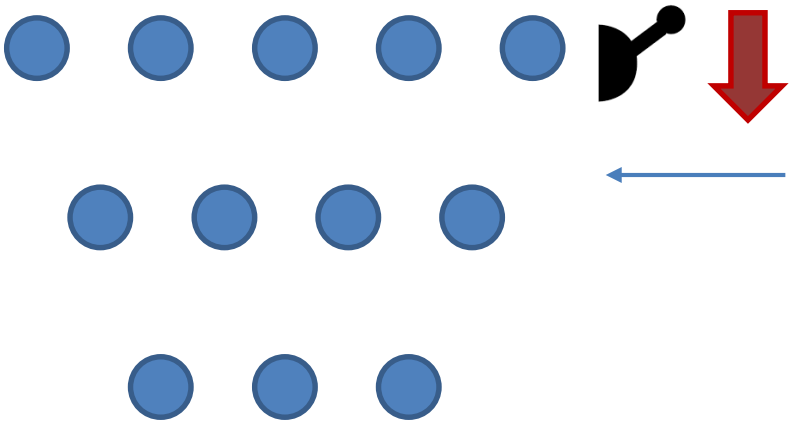


Dosovitskiy, A., Beyer, L., Kolesnikov, A., Weissenborn, D., Zhai, X., Unterthiner, T., ... & Houlsby, N. (2020). An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale. *arXiv preprint arXiv:2010.11929*.

fundamentos

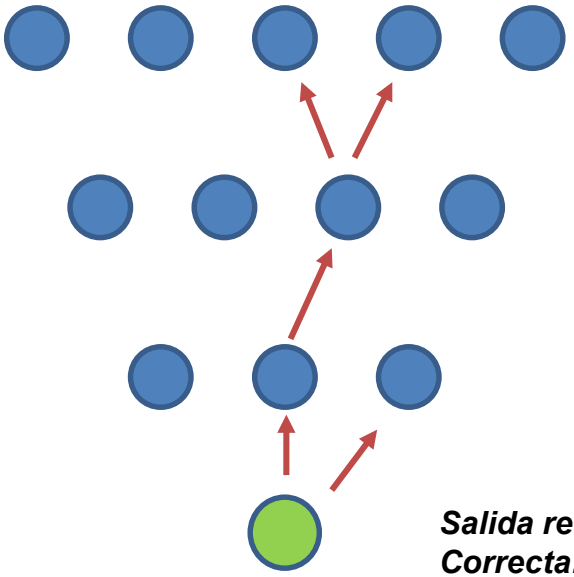
- **Para aprender a realizar la tarea**

  Un modelo de Deep learning
  Actual puede tener desde unos pocos millones de parámetros a **miles de millones**!!



Se podría probar prueba y error hasta que se encontrara alguna buena combinación de todas las palancas … pero tardaríamos demasiado

fundamentos



Salida red: oso 99.9%
Correcta: gato

- **Repetir el proceso de corrección**
  - **miles de veces**

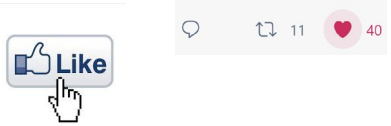
    - Depende de lo complicada que sea la tarea pueden ser millones de correcciones
  - **Hay que disponer de datos y respuestas, coste**
    - Corpus, bases de datos
    - Miles o millones de ejemplos con su etiqueta
  - **Problema sesgos en los datos**
    - Si mostramos más veces un ejemplo y la respuesta que otros ejemplos aparecerá un sesgo en el sistema

fundamentos

- **Etiquetado de datos**

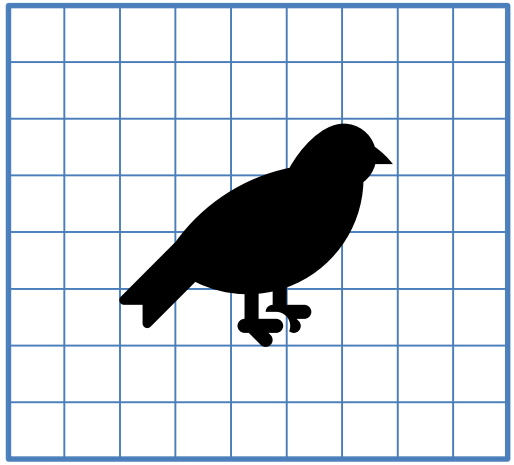
- ¿Quién etiqueta?
- Freelance,
  - Mechanical turk amazon
- Empresas de etiquetado de datos
- **Todos nosotros**

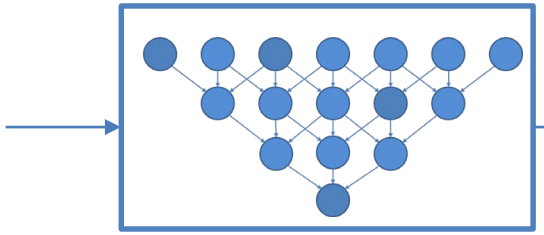
https://time.com/5518339/china-ai-farm-artificial-intelligence-cybersecurity/



Tipos de problemas (1 / 4)

- Aunque cada día hay más variantes las dos formas principales de usar DNNs hoy en día:
  - **Clasificación**:
    - Decir **qué concepto** hay en una imagen/texto/audio

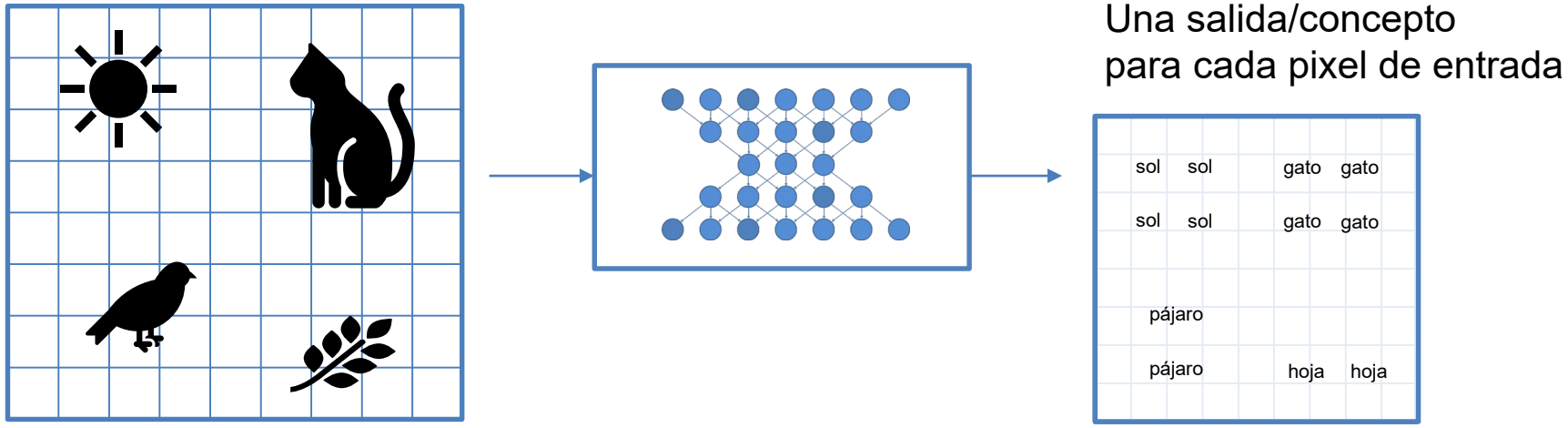




Una sola salida/concepto para toda la entrada

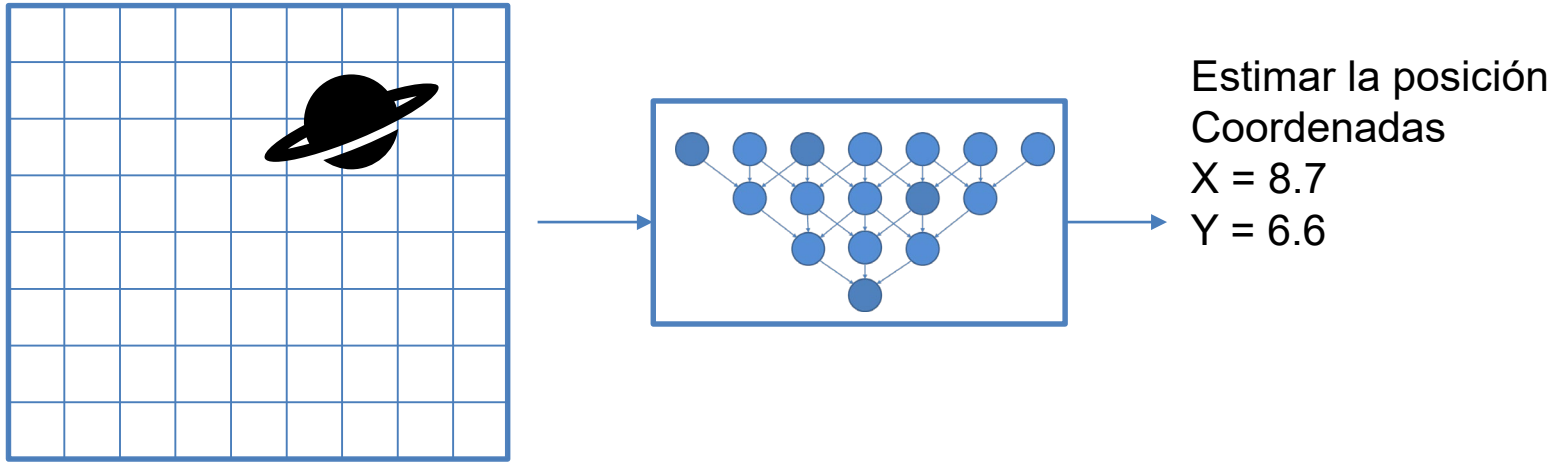
Tipos de problemas (2 / 4)

- Aunque cada día hay más variantes las dos formas principales de usar DNNs hoy en día:
  - **Clasificación múltiple**:
    - Decir **qué concepto** hay en cada zona/pixel: imagen/texto/audio
    - Decir **varias propiedades/conceptos** de una imagen/texto/audio



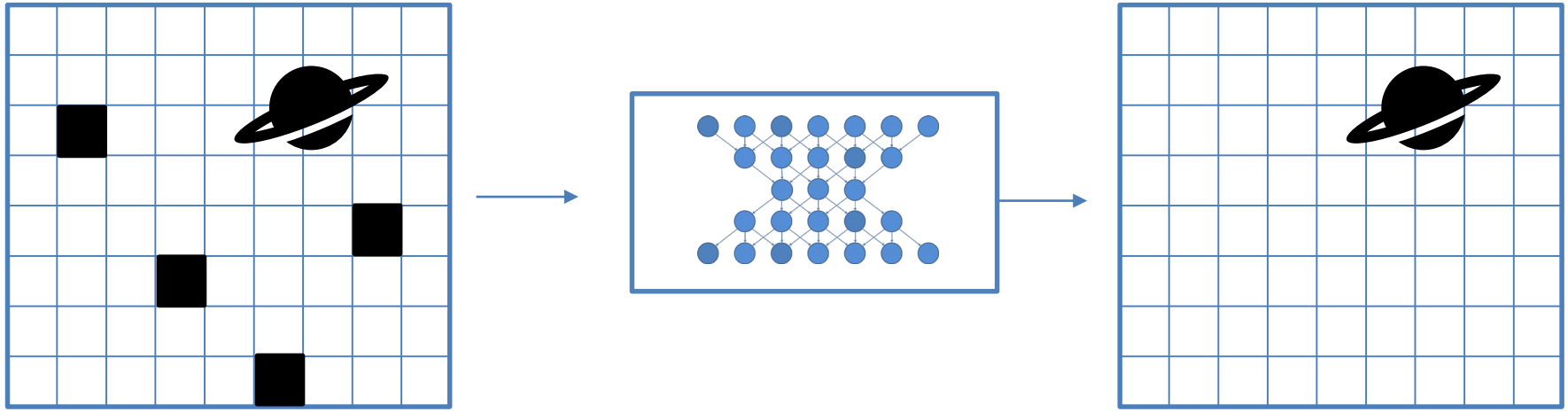
Tipos de problemas (3 / 4)

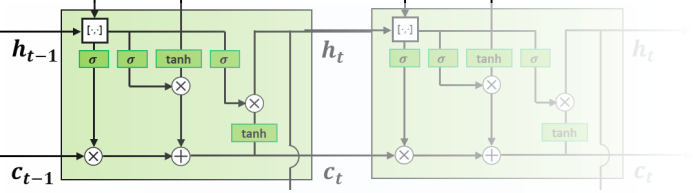
- Aunque cada día hay más variantes las dos formas principales de usar DNNs hoy en día:
  - **Regresión**:
    - Utilizar los datos para obtener algún tipo de **predicción numérica**



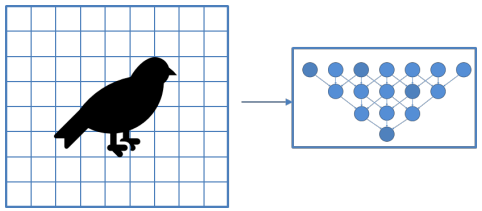
Tipos de problemas (4/4)

- Aunque cada día hay más variantes las dos formas principales de usar DNNs hoy en día:
  - Regresión múltiple:
    - Predecimos varios valores numéricos: por cada zona, pixel…





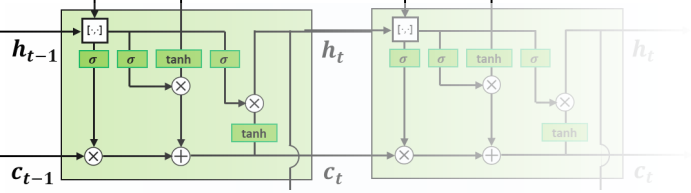
aplicaciones: análisis



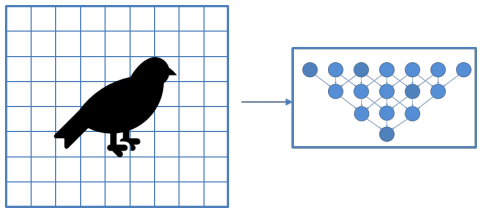
- **Clasificación**:
  - Decir **qué concepto** hay en una imagen/texto/audio

En este ejemplo la red neuronal se prepara para resolver el problema de clasificación:
¿Qué hay en esta imagen? -> 1 respuesta

Entre las posibles respuestas hay 120 razas de perro
En 2012 el error top5 era del 25%,
Hinton y Krizhevsky *red de 7 capas 15%*
Hoy en día decenas, cientos de capas, alrededor del 2%,



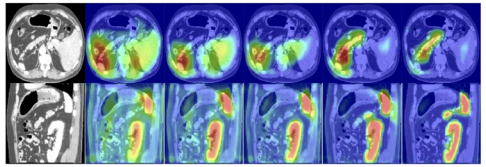
aplicaciones: análisis

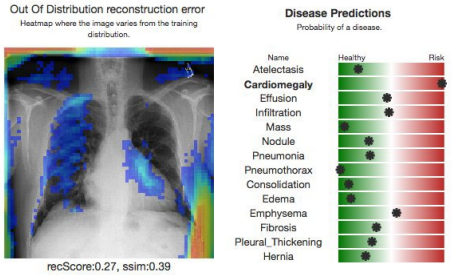


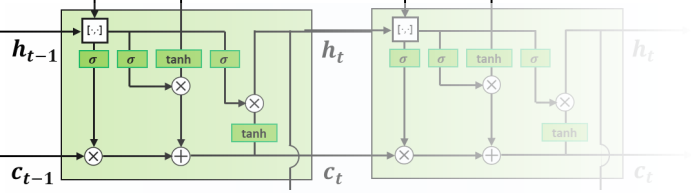
– **Clasificación**: ¿ nos podemos fiar ?

¿cómo es ese pequeño porcentaje de fallos... ?

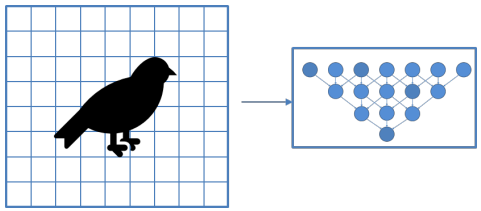
Hay modelos que pueden mostrar **qué zonas** han considerado más



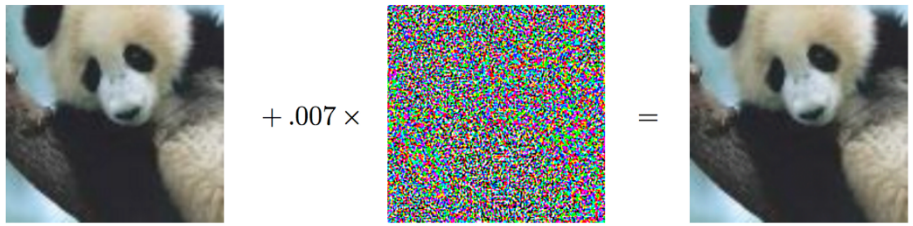




aplicaciones: análisis



– **Clasificación**: ¿ nos podemos fiar ?

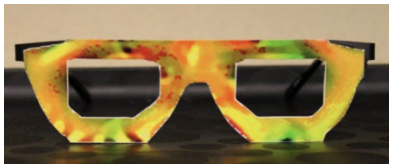


"panda"
57.7% confidence

noise

"gibbon"
99.3% confidence

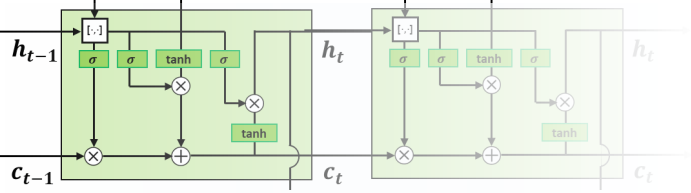
Ataques adversarios



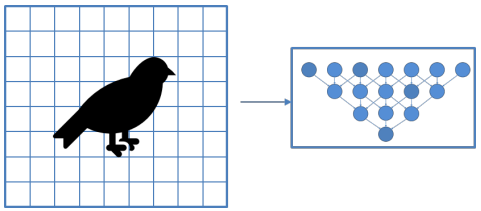
Accessorize to a crime: Real and stealthy attacks on state-of-the-art face recognition
Mahmood Sharif, Sruti Bhagavatula, Lujo Bauer, Michael K. Reiter
ACM Conference on Computer and Communications Security (CCS 2016)

Speed Limit 80
(88% confidence)

Robust physical-world attacks on deep learning visual classification.
Eykholt, K., Evtimov, I., Fernandes, E., Li, B., Rahmati, A., Xiao, C., ... & Song, D. (2018). In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 1625-1634).

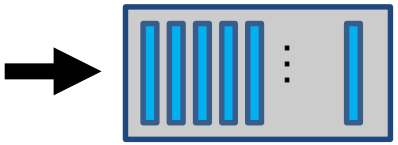


aplicaciones: análisis



– **Clasificación**: ¿ nos podemos fiar ?

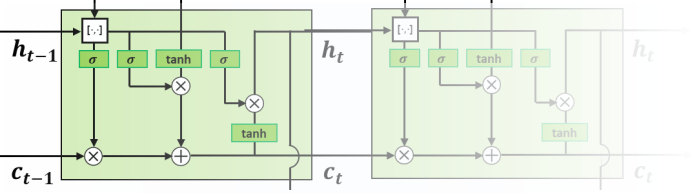
paperswithcode.com



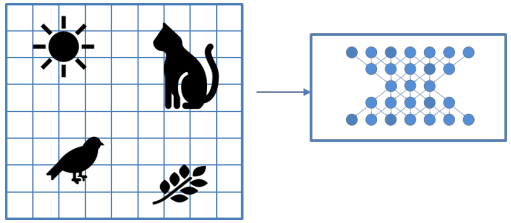
Entrenamiento

Hoy en día se entrenan facilitando múltiples versiones de las imágenes/sonidos

Se conoce como: **Aumento de datos**



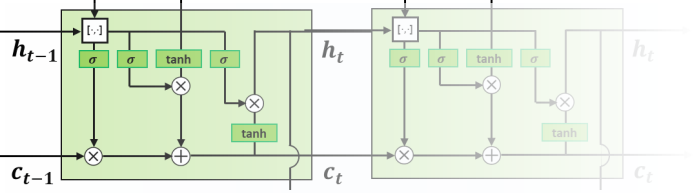
aplicaciones: análisis



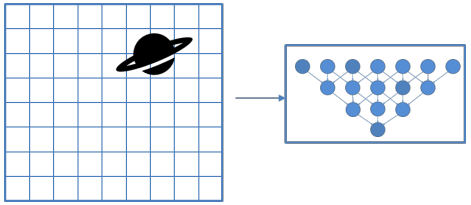
- **Clasificación múltiple**:
  - **varias propiedades/conceptos** de una imagen/texto/audio

En este ejemplo la red neuronal se prepara para resolver muchas respuestas sí o no:

¿Hay un perro?	**No**
¿Hay un gato?	**Sí**
¿Hay árboles?	**No**
¿Hay un pájaro?	**Sí**
¿Hay cielo?	**No**
¿Hay hierba?	**Sí**

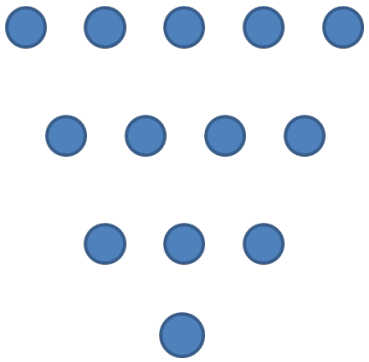


aplicaciones: análisis



– **Regresión**:

- Utilizar los datos para obtener algún tipo de **predicción** numérica



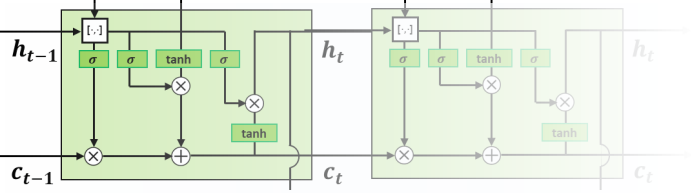
Edad?

En este ejemplo la red neuronal se prepara para resolver el problema:
¿Qué edad tienen estas persona?

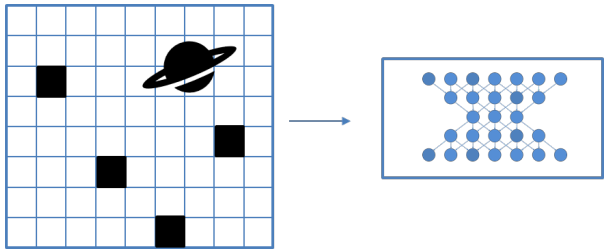
La respuesta sería un número con la edad en años

Entrenaríamos el sistema con muchas imágenes

Aplicaríamos las correcciones necesarias cuando la red se equivoca



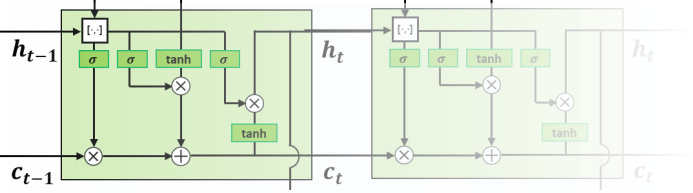
aplicaciones: síntesis



- Regresión múltiple:
  - **Transformar los datos** con alguna finalidad, que se parezcan a algo, que mejoren de calidad…

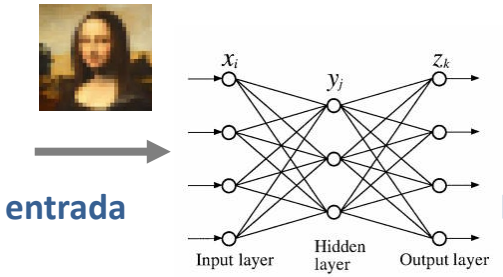
En este ejemplo la red neuronal se prepara para resolver el problema:
Convertir una imagen de BN en color

En este ejemplo la red neuronal se prepara para resolver el problema:
Mejorar la calidad de la imagen



aciones

- **Resumen: Aprendizaje supervisado**

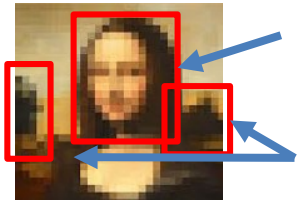


entrada

predicción

Clasificación (global): Mona Lisa

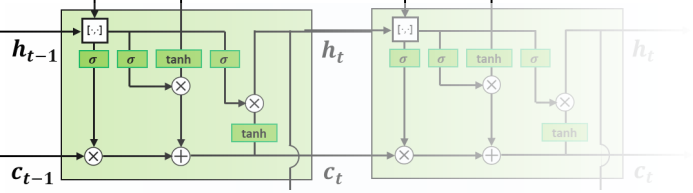
Clasificaccíon Múltiple:



Regresión (global): Edad ? -> xx años

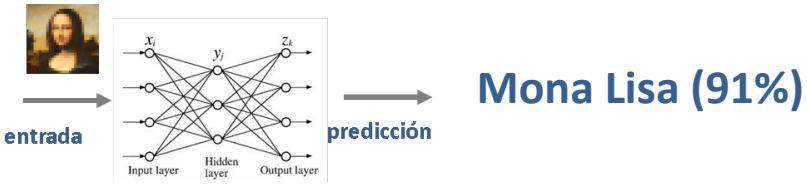
Regresión múltiple:

Colorización
super-resolución

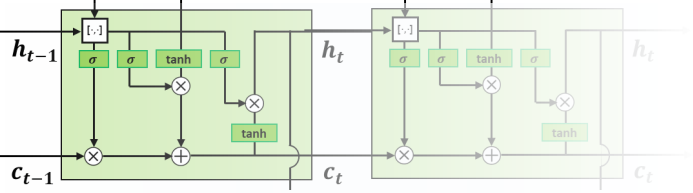


aciones

- **Aprendizaje no supervisado**
  - **Los métodos clásicos de aprendizaje no supervisado**
    - **Self supervised labeling**
      - El modelo me da las etiquetas para el siguiente modelo

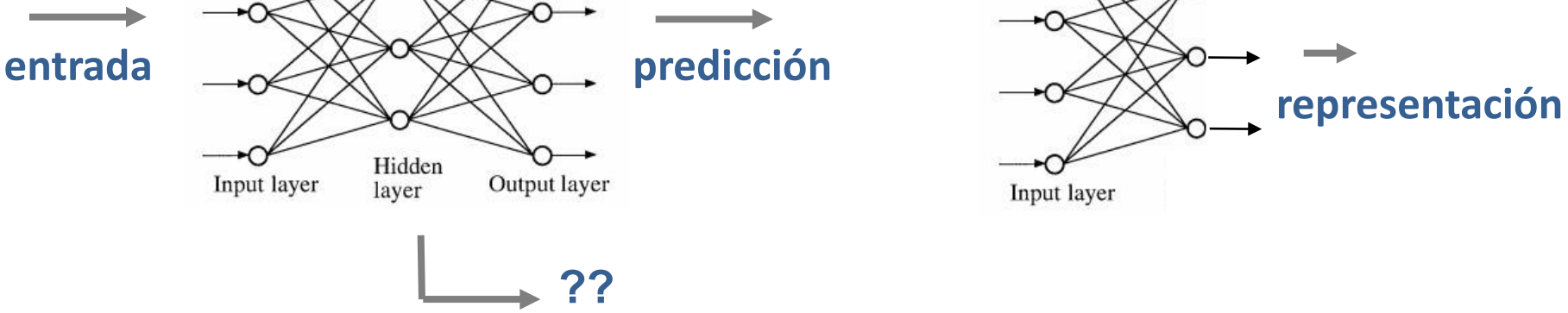


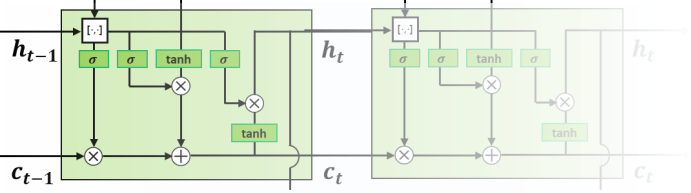
    - **Clustering**
      - Agrupamos los datos por parecido,: por ejemplo similar color



aplicaciones: análisis

- **Representation learning**
  - **Podemos utilizar representaciones internas de la red**
    - Objetivo comparar imágenes/sonidos/textos

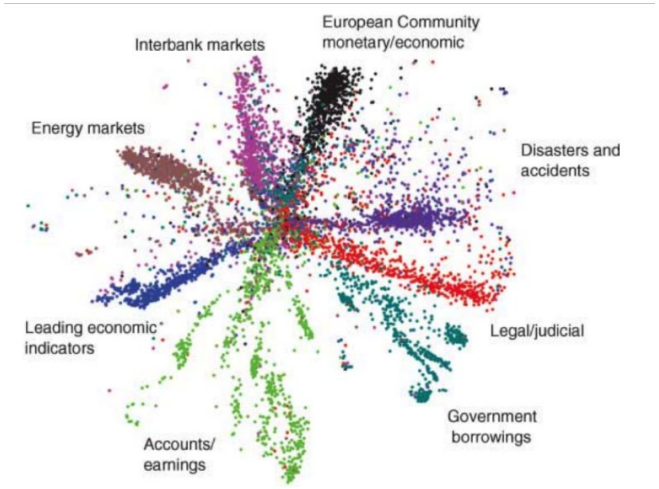




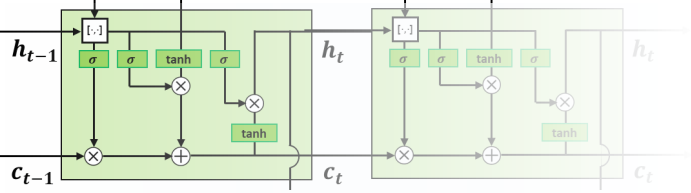
aplicaciones: análisis

- **Representation learning**
  - **Podemos utilizar representaciones internas de la red**
    - imágenes/sonidos/textos similares están más próximos en ese espacio

Handwritten digits,
A. Karpathy, Stanford University



Text topic classification
G. Hinton, Toronto University

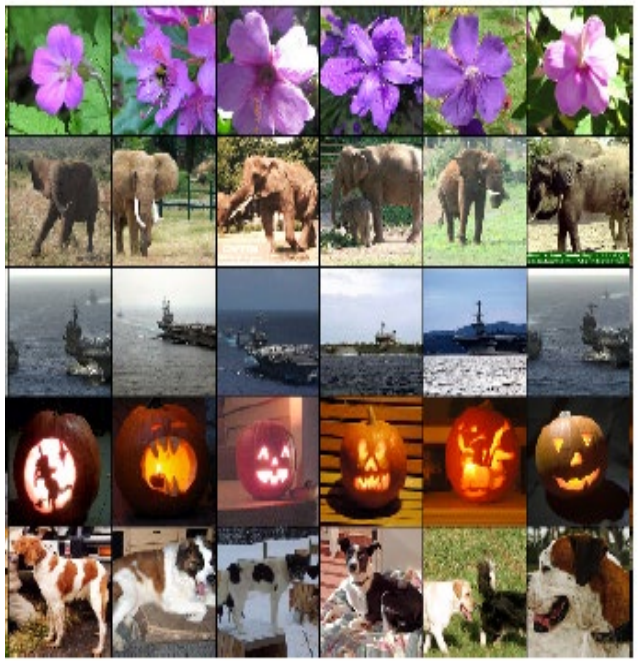


aplicaciones: análisis

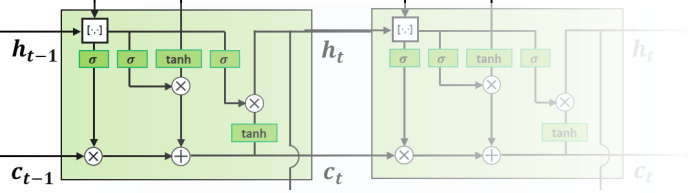
- **Representation learning**
  - **Podemos utilizar representaciones internas de la red**

Imagenet classification with deep convolutional neural networks
Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012).. *Advances in neural information processing systems*, *25*.

Buscar imágenes similares ...

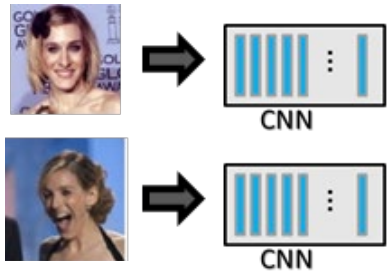


Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in neural information processing systems*, *25*.

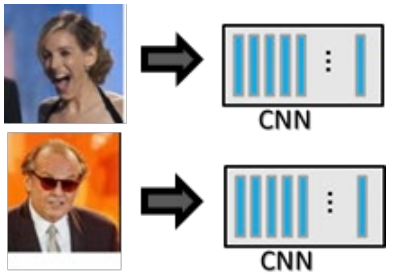


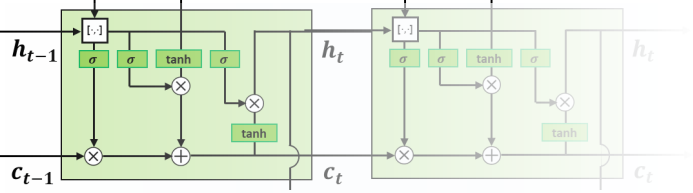
aplicaciones: análisis

- **Representation learning**
  - **Podemos utilizar representaciones internas de la red**



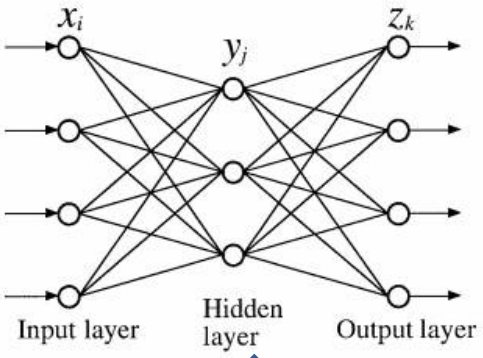
Comparar si dos imágenes corresponden a la misma identidad



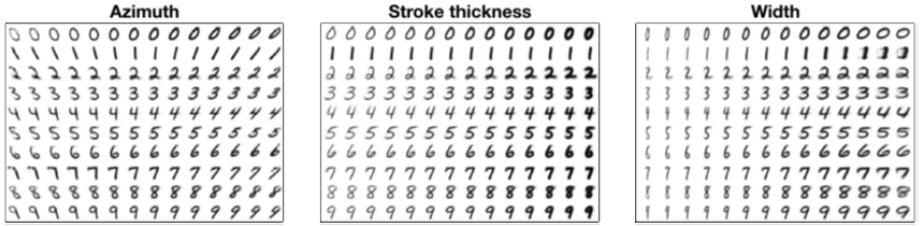


aplicaciones: análisis

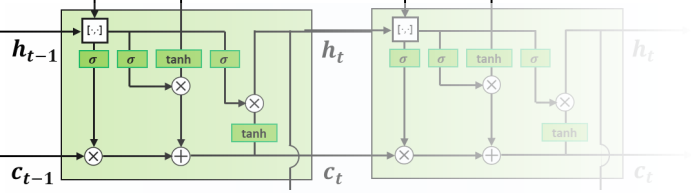
- **Generación**
  - **Podemos aprender a manipular las imágenes**
    - ¿Qué pasa si cambio la representación para conseguir otra imagen distinta?



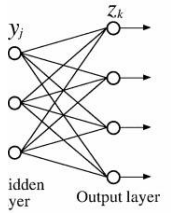
representación



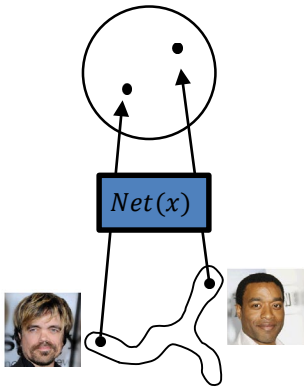
Antoran, J., & Miguel, A. (2019, December). Disentangling and Learning Robust Representations with Natural Clustering. In 2019 18th IEEE International Conference On Machine Learning And Applications (ICMLA) (pp. 694-699). IEEE.

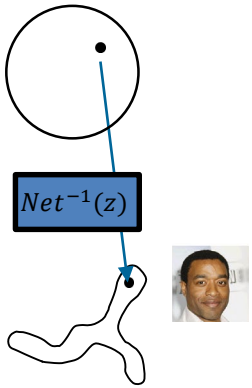


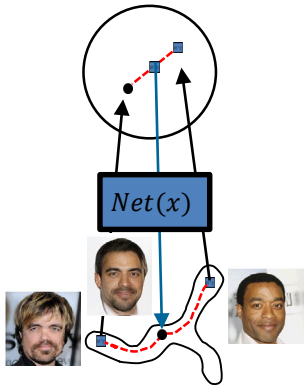
aplicaciones: síntesis

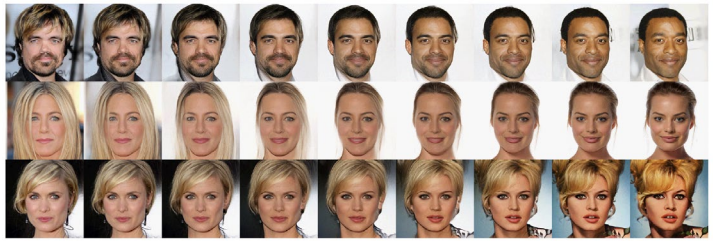


- **Generación**
  - **Podemos aprender a manipular las imágenes**
    - ¿Qué pasa si cambio la representación para conseguir otra imagen distinta?



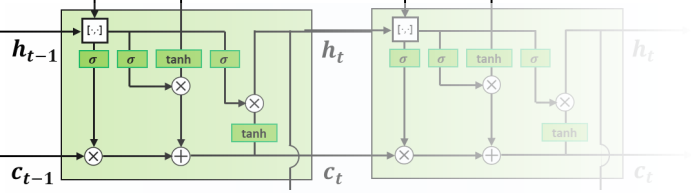






Generación de nuevas imágenes que nunca han existido

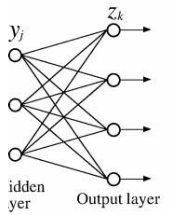
Kingma, D. P., & Dhariwal, P. (2018). Glow: Generative flow with invertible 1x1 convolutions. In Advances in neural information processing systems (pp. 10215-10224). Kingma, D. P., & Dhariwal, P. (2018). Glow: Generative flow with invertible 1x1 convolutions. In Advances in neural information processing systems (pp. 10215-10224).



aplicaciones: síntesis

- **Generación**
  - Hay modelos en los que directamente se aprende a generar imágenes
  - **Generative adversarial network**

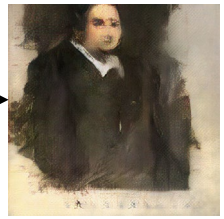
representación



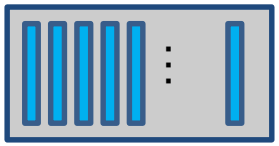
imagen

Representaciones aleatorias

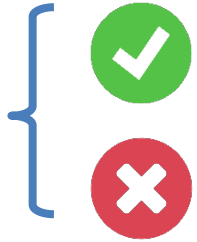
Generamos imágenes



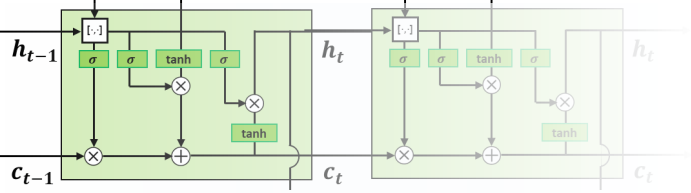
x



?



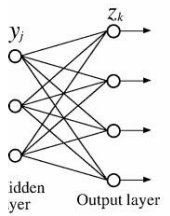
Con otra red intentamos distinguir originales de falsos



aplicaciones: síntesis

- **Generación**
  - Hay modelos en los que directamente se aprende a generar imágenes
  - **Generative adversarial network**

representación



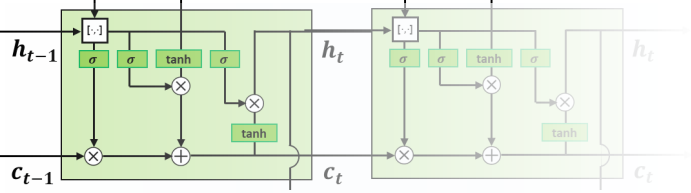
imagen

¿Qué imagen es artificial?
One hour of imaginary celebrities
https://www.youtube.com/watch?v=36lE9tV9vm0

Dos redes compiten:

- **Red 1 genera images realistas de manera que la Red 2 falle**
- **Red 2 intenta distinguir las imágenes reales de las falsas**

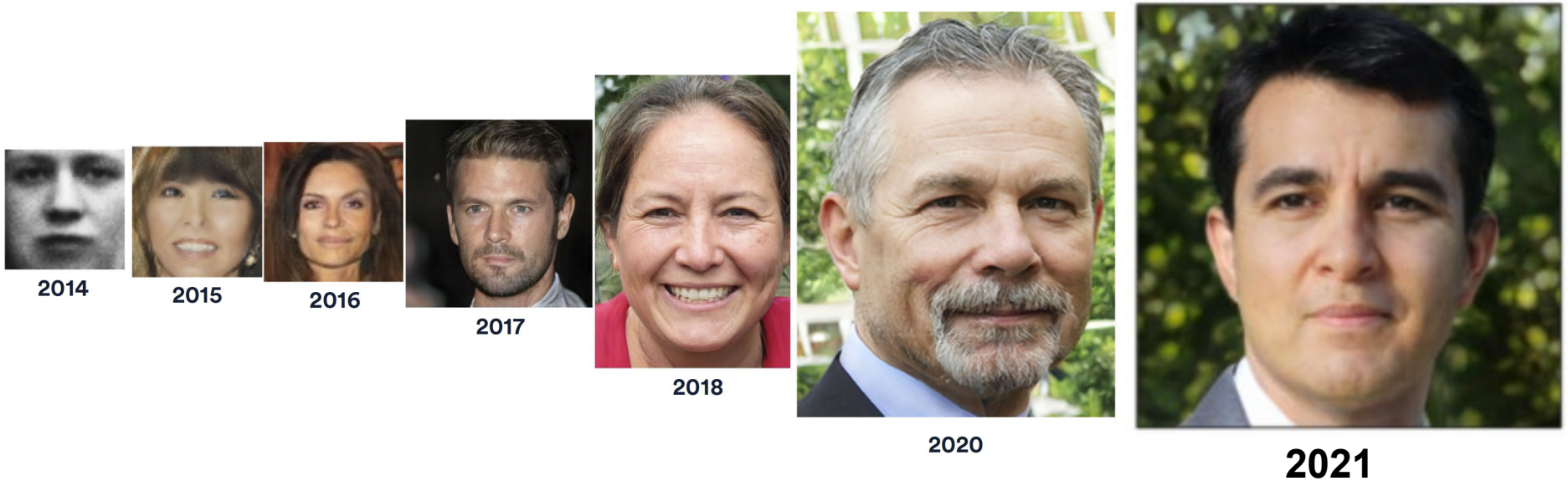
- Es una combinación de generación y clasificación
- Genera datos de forma que sean indistinguibles de los originales
- Generador ilimitado de datos: imágenes, audio, texto…



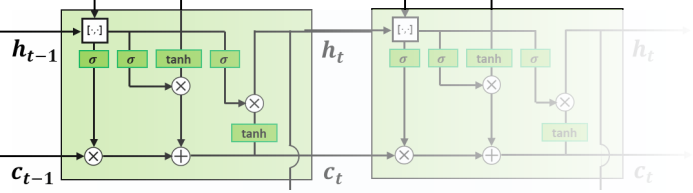
aplicaciones: síntesis

- **Generación**
  - **Este proceso se ha sofisticado mucho en menos de 10 años**

Goodfellow et al., 2014; Radford et al., 2016; Liu & Tuzel, 2016; Karras et al., 2018; Karras et al., 2019; Goodfellow, 2019; Karras et al., 2020, Karras 2021

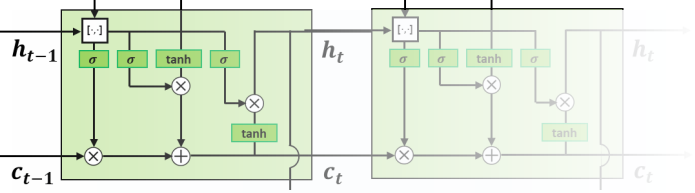


StyleGAN3 (Karras 2021)

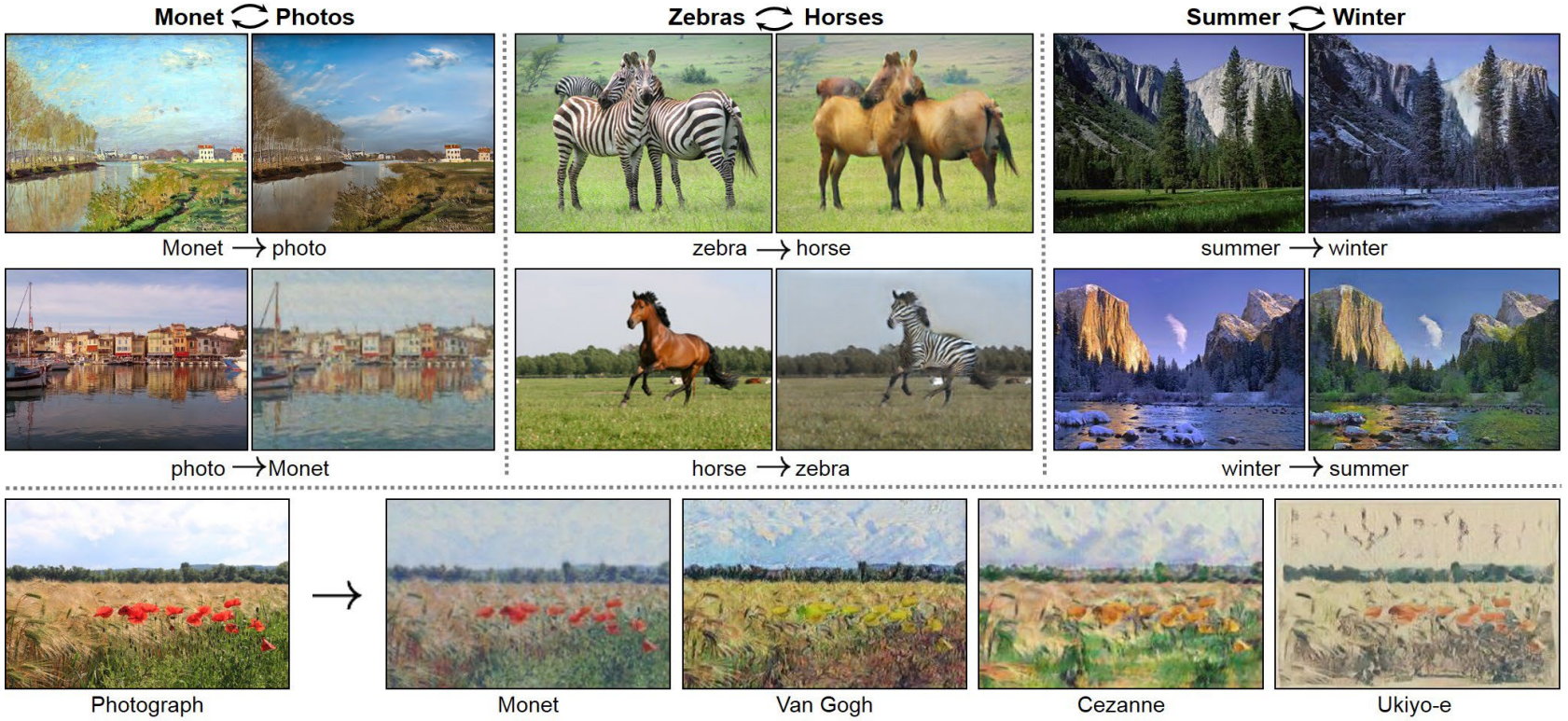


aplicaciones: síntesis

StyleGAN2 (Karras 2020)



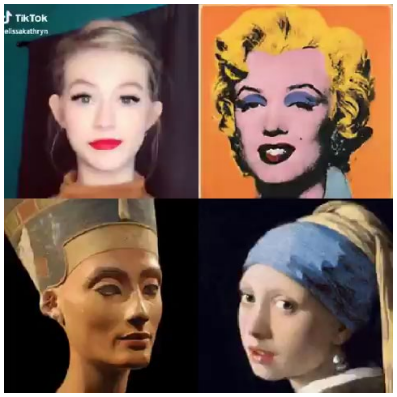
aplicaciones: síntesis

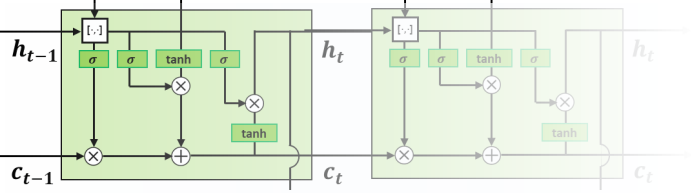


https://junyanz.github.io/CycleGAN/

aplicaciones: síntesis

- Generación de vídeos realistas: Deep fakes



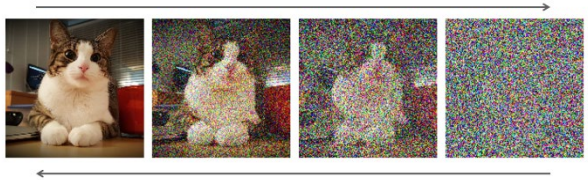


aplicaciones: síntesis

- **Generación:**

Ho, J., Jain, A., & Abbeel, P. (2020). Denoising diffusion probabilistic models. arXiv preprint arXiv:2006.11239

Podemos añadir ruido hasta que no se reconozca la imagen

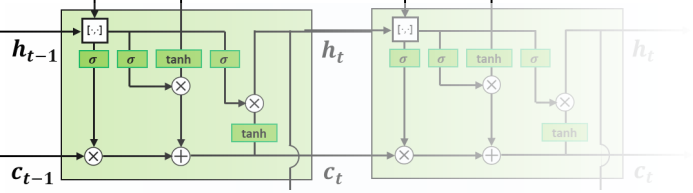


Con una red aprendemos a “limpiar” ese ruido

Son capaces de generar imágenes tan realistas como los GANs

- **CLIP (2021)**
  - **representaciómntexto + imágen**
  - **Sesión del miércoles (multimedia)**

Radford, A., Kim, J. W., Hallacy, C., Ramesh, A., Goh, G., Agarwal, S., ... & Sutskever, I. (2021, July). Learning transferable visual models from natural language supervision. In *International conference on machine learning* (pp. 8748-8763). PMLR.



aplicaciones: síntesis

- **Generación:**

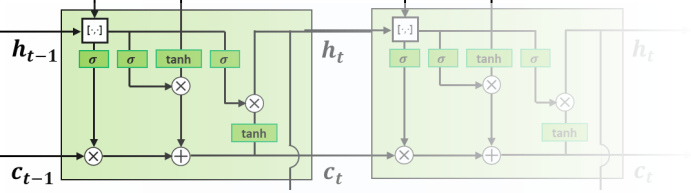
Imágenes 2021, CLIP + GAN

unreal engine gaudi house in a field of poppy

unreal engine building by gaudi

the angel of air. unreal engine @arankomatsuzaki

treehouse in the style of studio ghibli animation @danielrussruss



aplicaciones: síntesis

- **Generación:**

Imágenes 2021, CLIP + diffusion

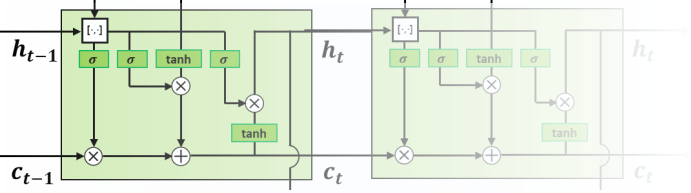
A wooden spanish laptop of 1650 found the library of El Escorial

Medieval 1230 book page illustrating monks playing basketball

Imágenes 2022, CLIP + diffusion

documentary travel photography of a woman, 30 years old, medium length red hair, colourful maxi dress, casual spring look, smiling, carefree, natural light --ar 4:5 --v 5.2 --style raw --s 25 @@matthew_paul0

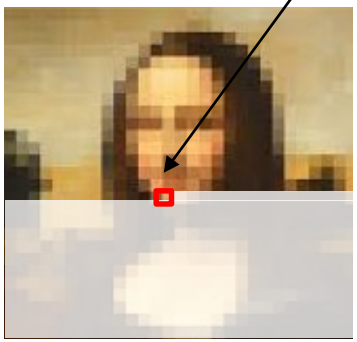
A rainy urban street at night, the neon lights reflecting off the wet pavement. A cat walks cautiously, its glowing eyes focused on its path ahead --v 5 --q 2 @AI_creative_gal



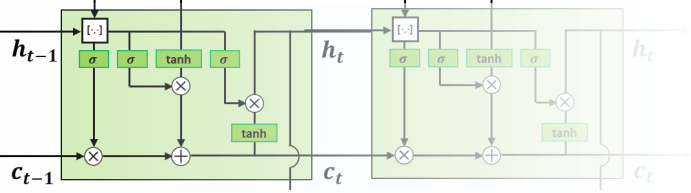
aplicaciones: síntesis

- **Aprendiendo sin etiquetas: no supervisado**
  - Podemos conseguir que los sistemas automáticos comprendan los datos **forzando a que hagan predicciones** sobre lo que no han visto

Viendo los pixels anteriores: ¿cómo es el siguiente ?

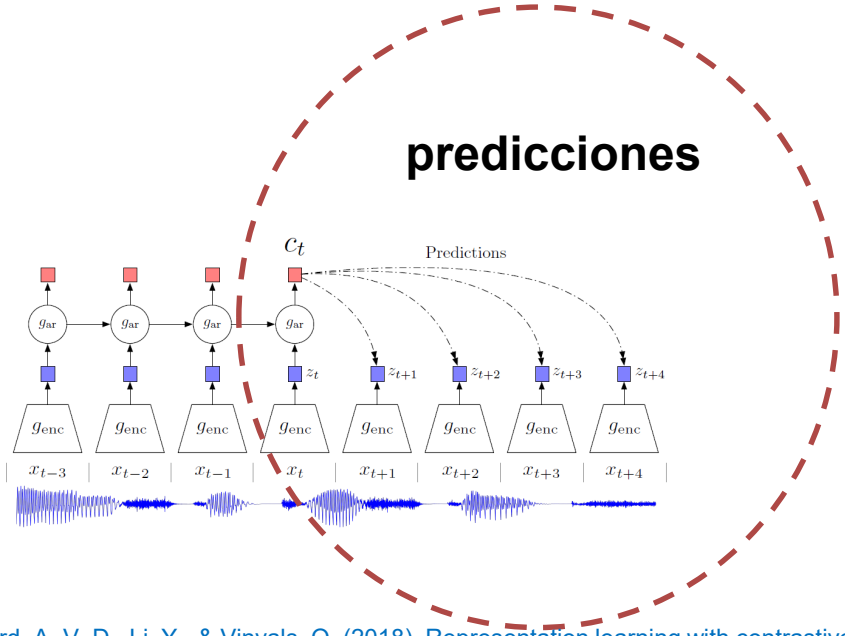


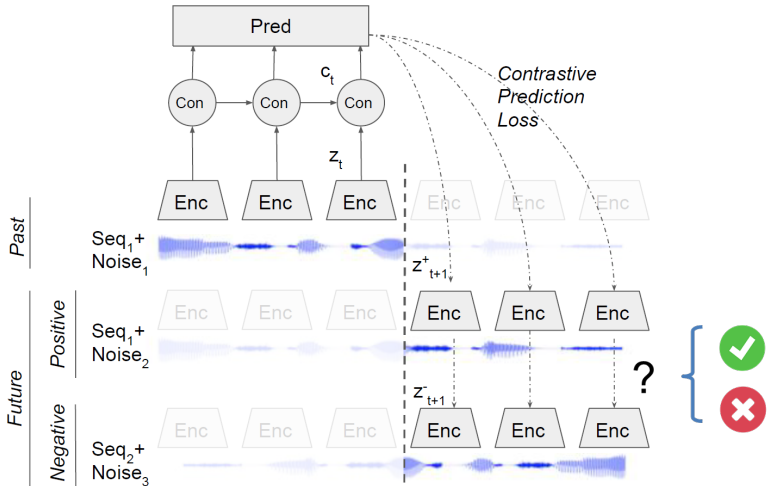
A Oord, N Kalchbrenner, O Vinyals, L Espeholt, A Graves, K Kavukcuoglu
Conditional Image Generation with PixelCNN Decoders 2016



aplicaciones: análisis

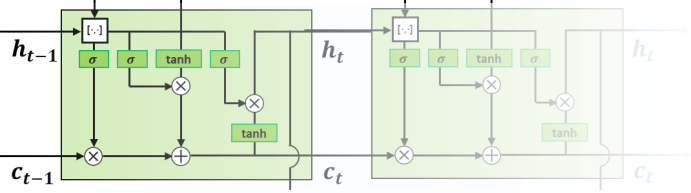
- **Aprendiendo sin etiquetas: no supervisado**
  - Podemos conseguir que los sistemas automáticos comprendan los datos **forzando a que hagan predicciones** sobre lo que no han visto





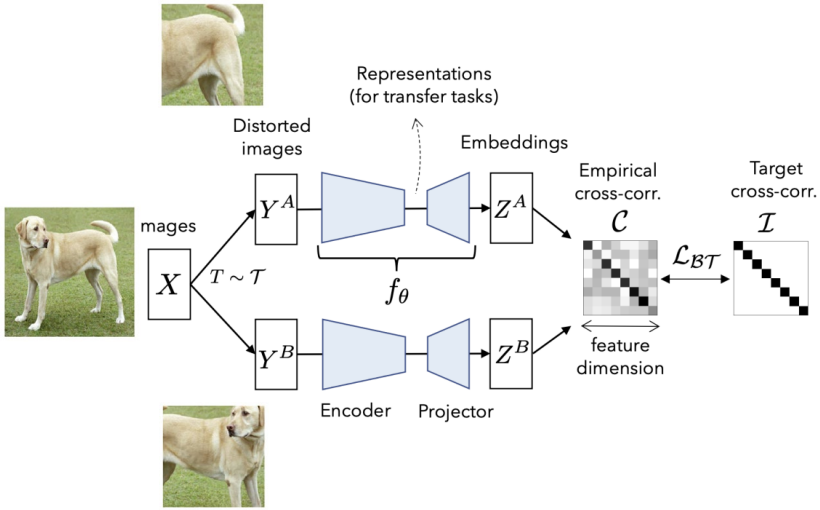
Oord, A. V. D., Li, Y., & Vinyals, O. (2018). Representation learning with contrastive predictive coding. arXiv preprint arXiv:1807.03748Oord, A. V. D., Li, Y., & Vinyals, O. (2018). Representation learning with contrastive predictive coding. arXiv preprint arXiv:1807.03748

Una estrategia es dar varias opciones como si fuera un examen



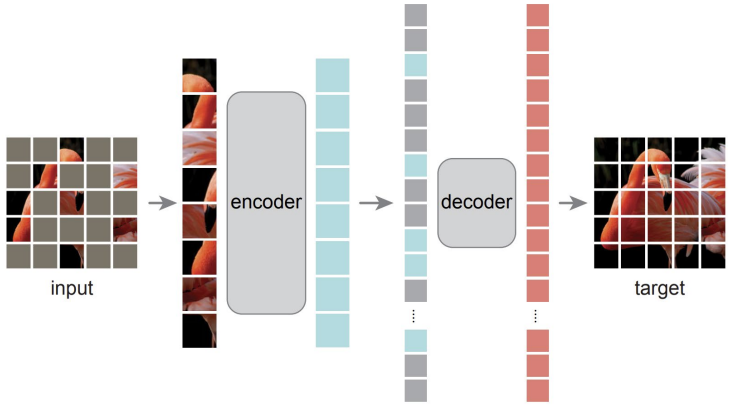
aplicaciones: análisis

- **Aprendiendo sin etiquetas: no supervisado**



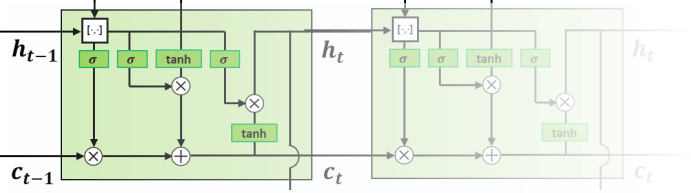
Resolver la pregunta son partes de la misma imagen

Chen, T., Kornblith, S., Norouzi, M., & Hinton, G. (2020, November). A simple framework for contrastive learning of visual representations. In *International conference on machine learning* (pp. 1597-1607). PMLR
Zbontar, J., Jing, L., Misra, I., LeCun, Y., & Deny, S. (2021, July). Barlow twins: Self-supervised learning via redundancy reduction. In *International Conference on Machine Learning* (pp. 12310-12320). PMLR.



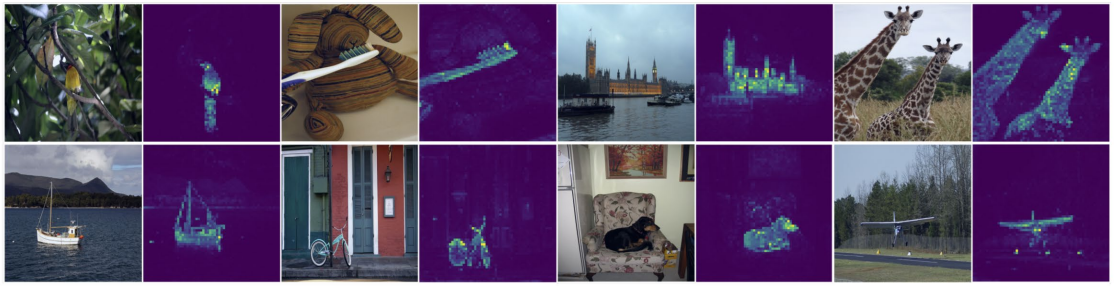
Reconstruir la imagen a partir de una con oclusiones

He, K., et al (2022). Masked autoencoders are scalable vision learners. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*

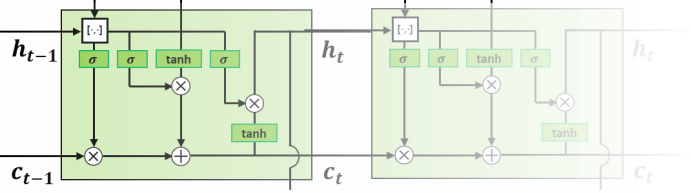


aplicaciones: análisis

- **Aprendiendo sin etiquetas: no supervisado**
  - Motivación: hay muchos datos no etiquetados
  - Las representaciones obtenidas se pueden usar en otras tareas

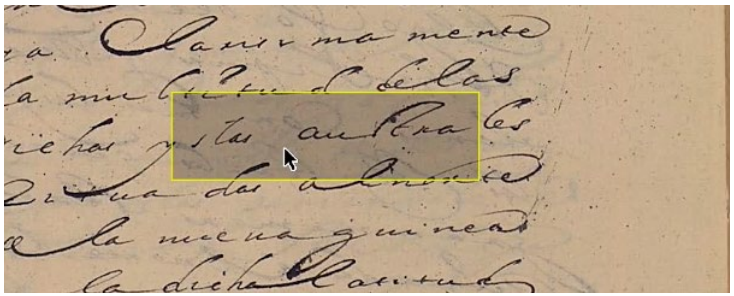


Caron, M., Touvron, H., Misra, I., Jégou, H., Mairal, J., Bojanowski, P., & Joulin, A. (2021). Emerging properties in self-supervised vision transformers. arXiv preprint arXiv:2104.14294..



aplicaciones

- La inteligencia artificial halla rastros del descubrimiento español de Australia



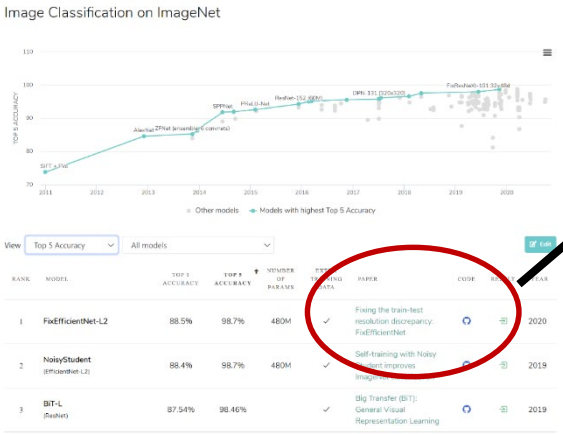
Un grupo de investigación en la UPV lleva años desarrollando sistemas de reconocimiento de texto manuscrito antiguo.

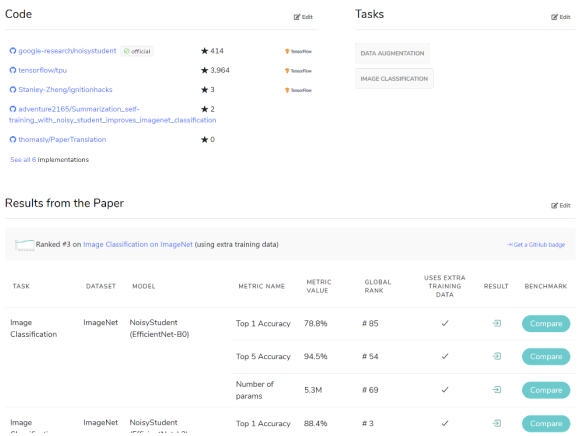
¿Se puede usar ya la tecnología?

- En un texto concreto un experto es más fiable
- La tecnología actual puede permitir **buscar**
- "escalar" un sistema básico permite hacer frente a documentos que no podrían ser tratados.
- **El Archivo General de Indias**, tiene 80 millones de páginas que no se han procesado en su totalidad.
- **Objetivo: asistir al profesional**

divulgación

- **Comunicar, comparar y aprender**
  - Congresos y conferencias cientifico-técnicas como Iberspeech / Interspeech / ICCASP
  - Los **retos Albayzín-RTVE 2018 y 2020** organizados por la **Cátedra RTVE de la Universidad de Zaragoza**
  - Páginas web como papers with code



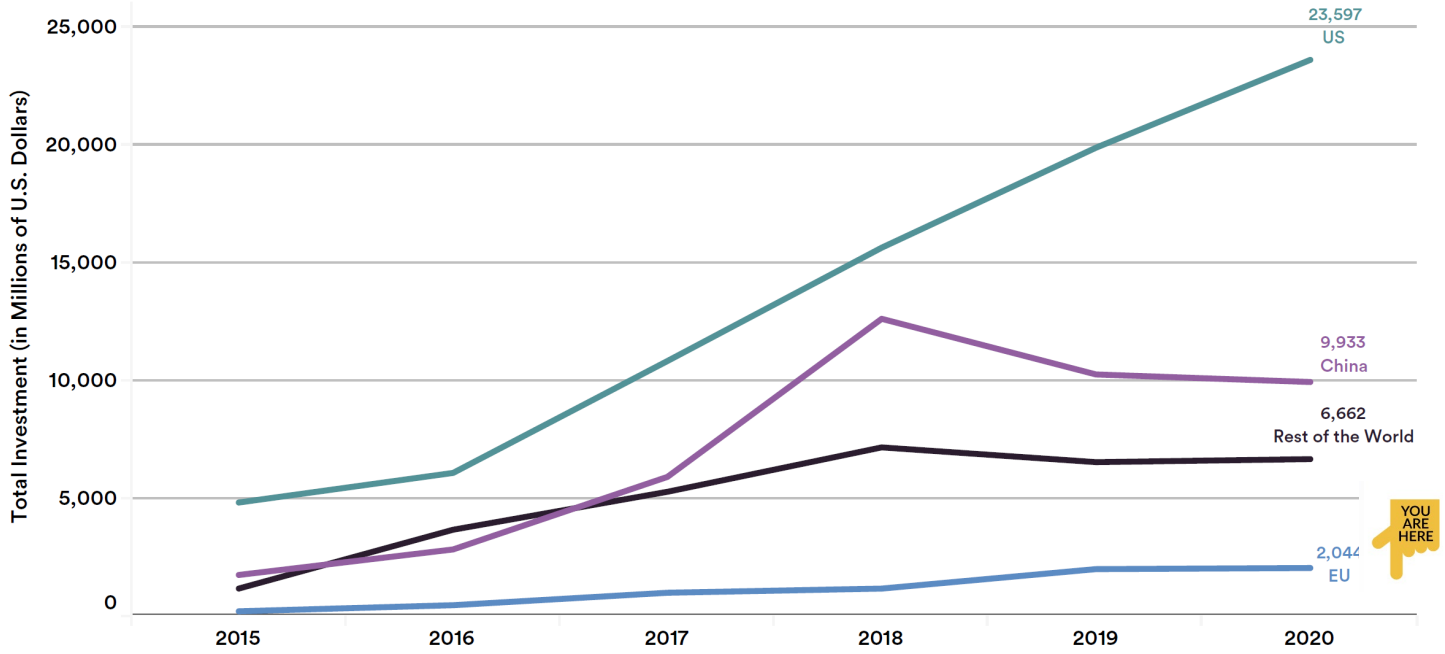


contexto global

- Muchas grandes empresas y países han apostado fuerte por lograr posiciones dominantes en esta nueva industria

PRIVATE INVESTMENT in AI by GEOGRAPHIC AREA, 2015-20

Source: CAPIQ, Crunchbase, and NetBase Quid, 2020 | Chart: 2021 AI Index Report



Artificial Intelligence Index Report 2021, Stanford's Institute for Human-Centered Artificial Intelligence (HAI).