

8. Visió artificial

Models d'intel·ligència artificial



Introducció

- La visió artificial és una de les àrees més antigues de la intel·ligència artificial.
- Els primers sistemes de visió artificial van ser desenvolupats a la dècada dels 60.
- Els sistemes de visió artificial són capaços d'analitzar imatges i vídeos per tal d'extreure'n informació.
- Veurem quins són els conceptes bàsics de la visió artificial i com s'apliquen en la pràctica.

Visió

- Procés de **percepció**, on el sistema visual és capaç de construir una representació (*imatge*) a partir de la informació captada per la retina.
- Aquest procés pot ser **actiu** (quan l'observador mou els ulls) o **passiu** (quan l'observador no mou els ulls).
- La visió artificial pura és un procés **passiu**, molts conceptes, però, com la **localització** o la **reconstrucció 3D** requereixen un procés **actiu**.

Enfocaments

- Hi ha dos enfocaments principals per a la visió artificial:
 - **Extracció de característiques:**
 - S'apliquen una serie de **transformacions** a la imatge per tal d'extreure característiques rellevants (*vores, textura, fluix òptic, segments, entre d'altres*).
 - **Basat en models:**
 - S'utilitzen models matemàtics (*geomètrics o estadístics*) per tal de representar la imatge.
- En la pràctica, sovint es combinen ambdós enfocaments.

El color (I)

- Propietat de la llum que depèn de la seva longitud d'ona.
- Els humans el percebem el a partir d'unes cèl·lules receptors de la retina: els **cons**.
 - Hi ha tres tipus de cons:
 - **L** (longitud d'ona llarga)
 - **M** (longitud d'ona mitjana)
 - **S** (longitud d'ona curta)
 - Cada tipus de cons és sensible a un rang de longituds d'ona i, per tant, a un rang de colors.

El color (II)

- **Principi de tricromia:** qualsevol color es pot representar com una combinació de tres colors primaris.
- **Colors primaris**
 - Aquells que no es poden descompondre en altres colors.
 - **blau, verd i vermell.**
- Espais de color: RGB, HSV, YUV, ...
- El més utilitzat en visió artificial és el **RGB (Red, Green, Blue)**.

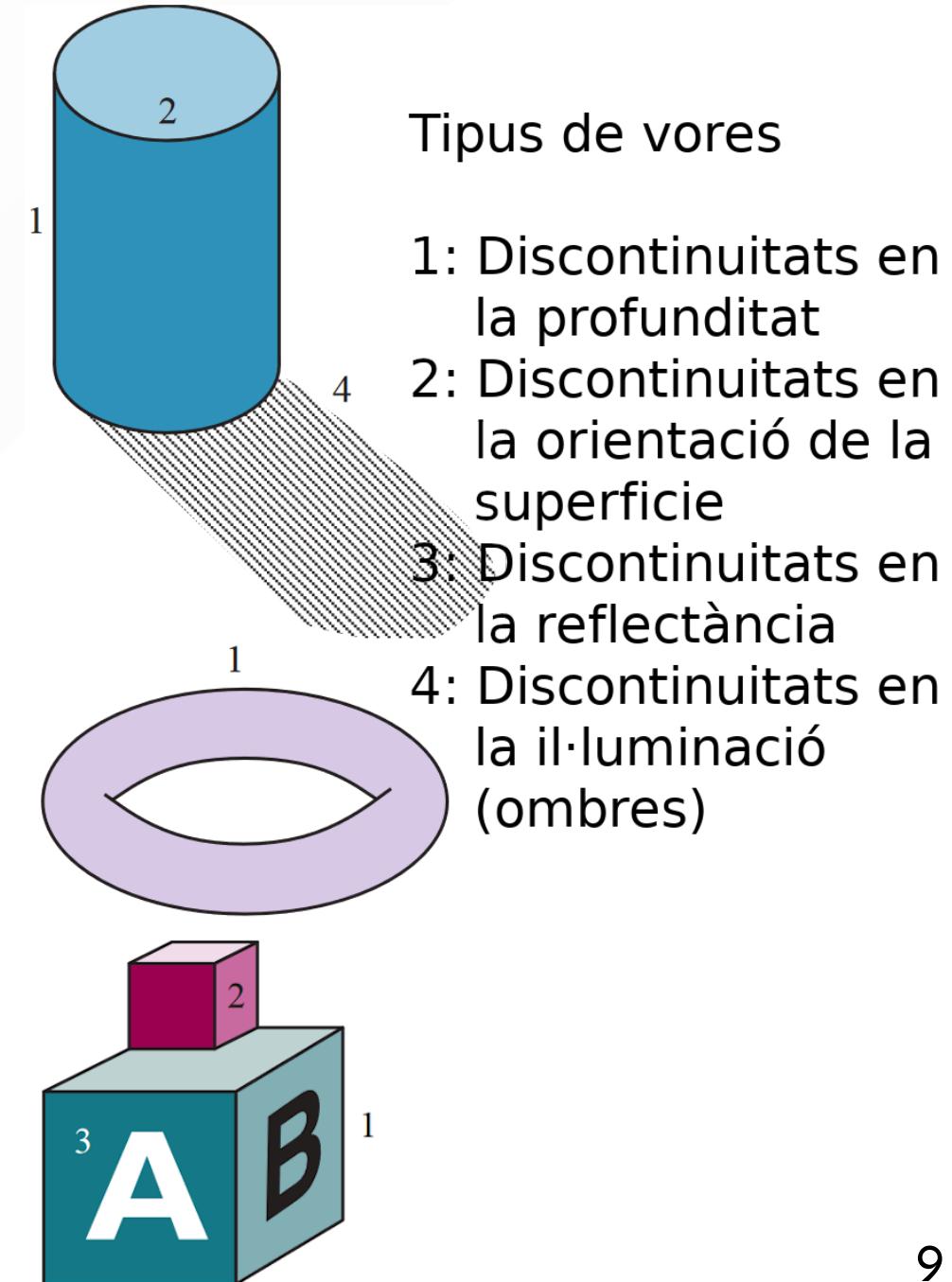
Característiques de les imatges

Definició

- En una imatge hi ha molta informació que no és rellevant.
- Per les tasques de visió artificial es solen utilitzar **característiques** de les imatges.
- Les característiques són aquelles parts de la imatge que són rellevants per a la tasca que es vol realitzar.
- Ens centrarem en quatre característiques de les imatges quasi sempre rellevants.
 - *Vores, textura, fluix òptic i segmentació.*

Vores

- Línees que separen regions de different intensitat.
- Permeten **identificar objectes**.
- Simplifiquen la imatge i permeten **reduir la quantitat d'informació**.
- Passem d'una imatge molt gran a una **matriu de vores**



Tipus de vores

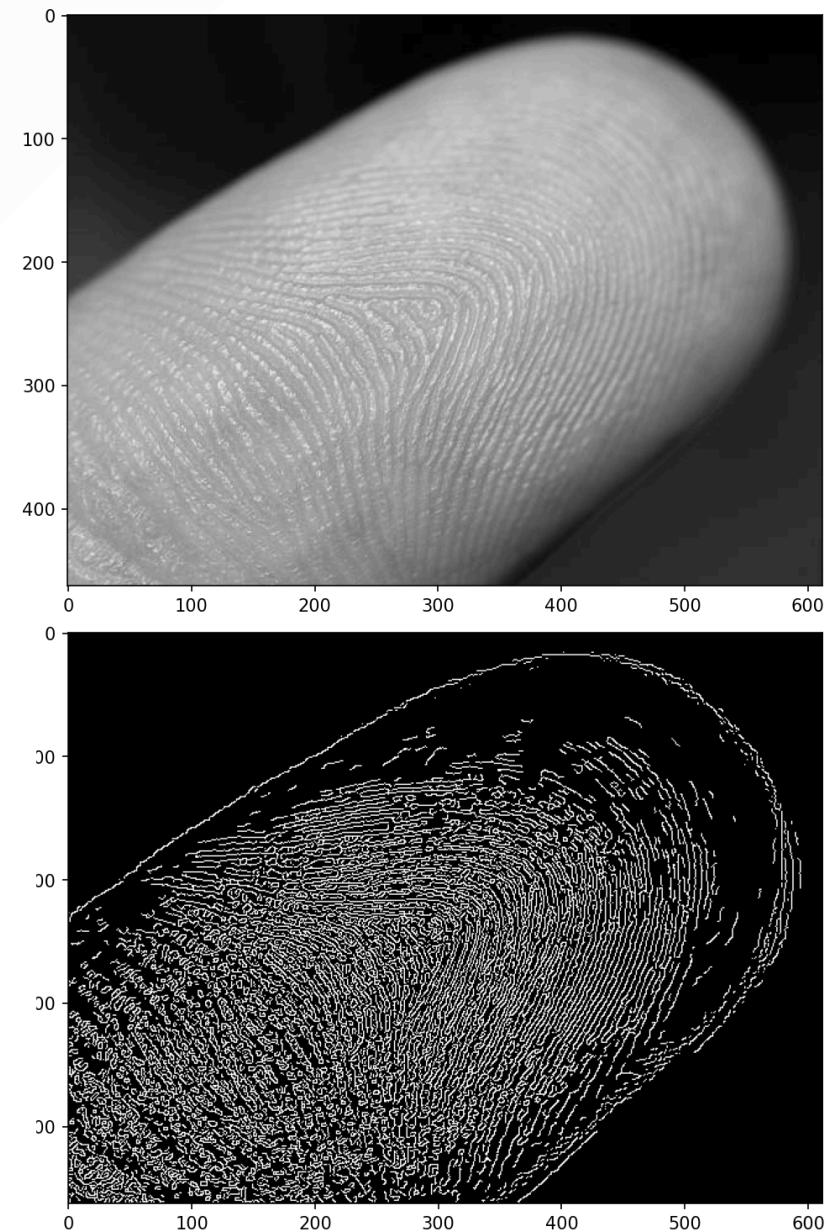
- 1: Discontinuitats en la profunditat
- 2: Discontinuitats en la orientació de la superficie
- 3: Discontinuitats en la reflectància
- 4: Discontinuitats en la il·luminació (ombres)

Detecció de vores

- Tasca de visió artificial que consisteix en detectar les vores d'una imatge.
- Hi ha molts algoritmes per detectar vores, però el més utilitzat és l'algoritme de **Canny**, per John F. Canny, que el va publicar el 1986.
- Objectius:
 - **Bona detecció**: detectar totes les vores.
 - **Bona localització**: les vores han de ser el més pròximes possible a les vores reals.
 - **Minimitzar les respostes falses**

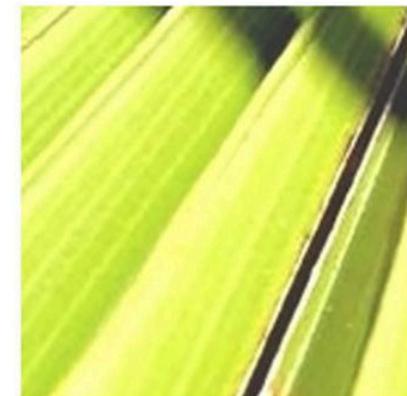
Algoritme de Canny

- Consisteix en quatre passos principals:
 1. Es redueix el soroll: **filtre de Gauss.**
 2. Calcula el gradient de la imatge: **filtre de Sobel.**
 3. Es detecten les vores: **mètode de supressió de no-màxims.**
 4. Es decideixen quines vores són vàlides: **mètode de la histèresi.**



Textura

- En visió artificial entenem com a textura un **patró de píxels** que es observable en una imatge.
 - Ex: Finestres en un edifici, taques en una vaca, etc.
- Ajuden, al igual que les vores, a **identificar objectes**.



Característiques de la textura

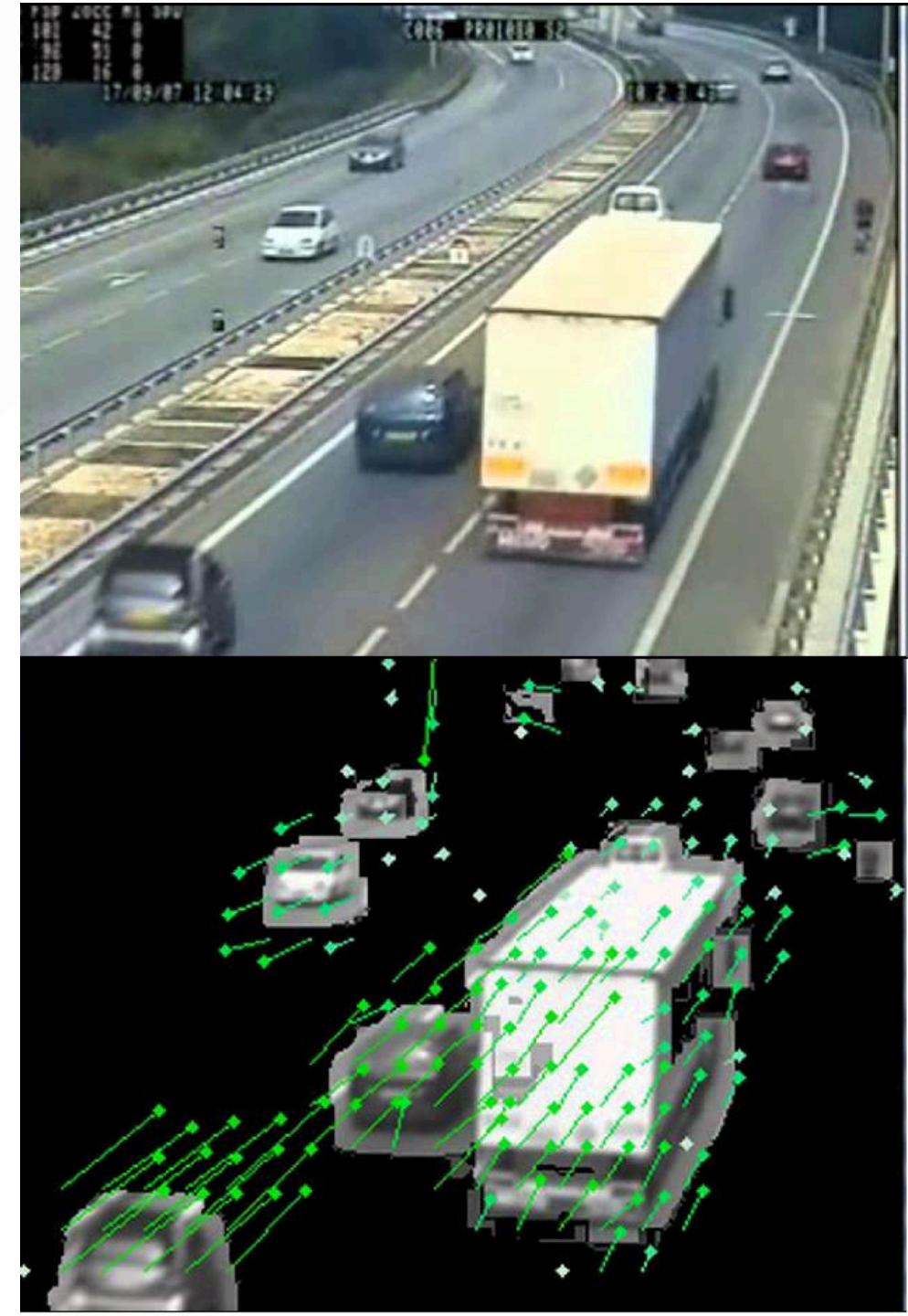
- La textura pot ser més o menys regular, per lo que es freqüent utilitzar un model de **tesel·les** per descriure-la.
Vejam algunes característiques:
 - **Tesel·la:** patró que es repeteix en una imatge.
 - **Tesel·lació:** procés de cobrir una superfície amb tesel·les.
 - **Tipus:**
 - **Regulars:** es repeteixen sempre de la mateixa manera.
 - **Irregulars:** no hi ha un patró clar de repetició.
 - **Escala:** la textura pot ser més o menys gran.

Utilitats de la textura

- **Identificació:** permet identificar objectes. Ex: un cavall té una textura diferent a la d'una zebra.
- **Correspondència:** permet trobar zones corresponents en diferents imatges. Important en la reconstrucció 3D.
- **Segmentació:** permet separar la imatge en diferents regions.
- **Reconstrucció:** permet reconstruir la imatge a partir de les tesel·les.
- **Classificació:** permet classificar objectes.

Fluix òptic

- El **fluix òptic** és la **velocitat aparent** amb la que es mouen els objectes entre dues imatges.
- Els algoritmes de visió artificial són capaços de calcular el fluix òptic a partir de diferents imatges.
- Important per moltes tasques: **reconstrucció 3D, la compensació de moviment, compressió...**



Segments

- Anomenen **segments** a les **regions** de la imatge que tenen alguna propietat comuna (color, textura, forma, etc.).
- Per definir els segments hi ha dós enfocaments principals:
 - **Basat en límits:** es busquen els límits de les regions. Es pot entendre com un problema de *classificació* on cada pixel pertany o no a un segment i es soluciona amb tècniques de machine learning i models preentrenats.
 - **Basat en regions:** s'agrupen els pixels en regions segons alguna propietat comuna. Es pot entendre com un problema de *clustering* i s'utilitzen tècniques com *k-means*.



(a)



(b)



(c)



(d)

- a) Imatge Original
- b) Vores, més negres conforme la probabilitat de definir una vora és més alta.
- c) Segmentació per regions, detallada.
- d) Segmentació per regions, menys detallada



Tasques de visió artificial

en triunfo
zepo. De formule ervan
lerningen. Def formule
schemende Cold Cream
geling zachte en soepele
chemt en daardoor zorgt

Tasques

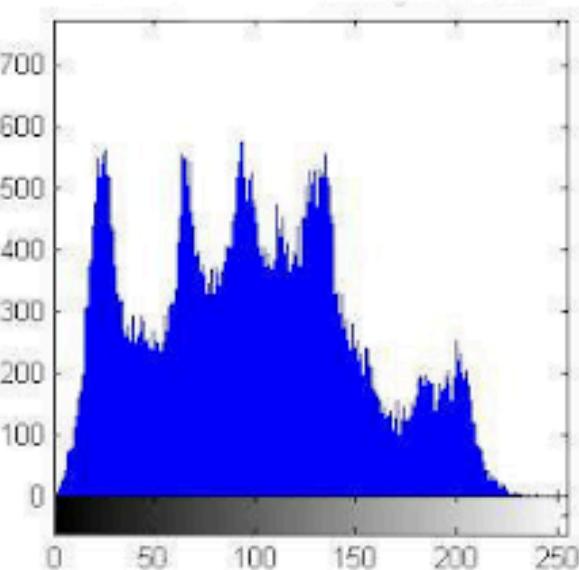
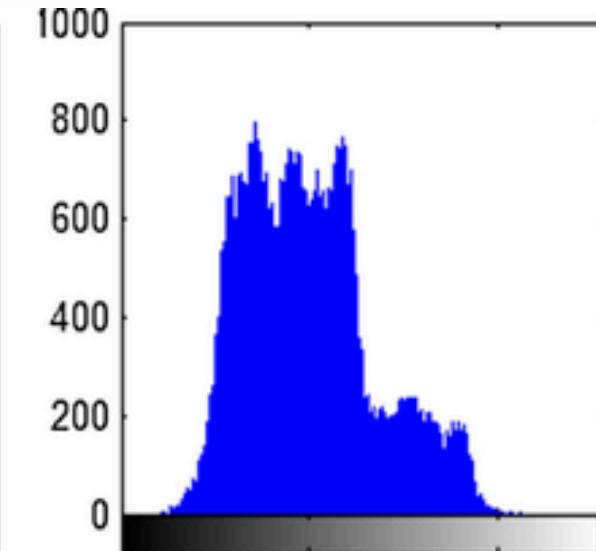
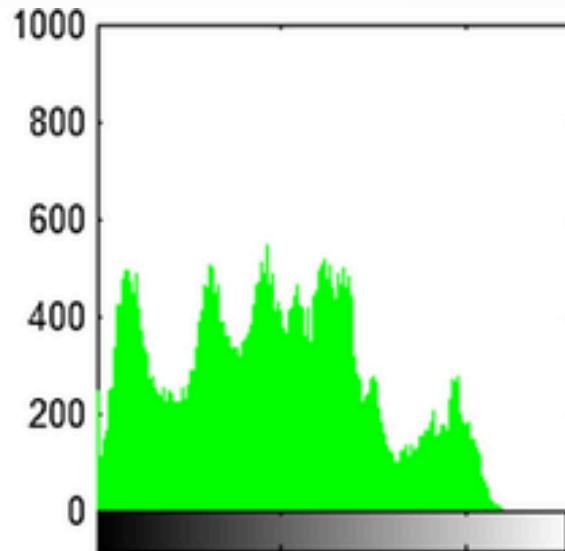
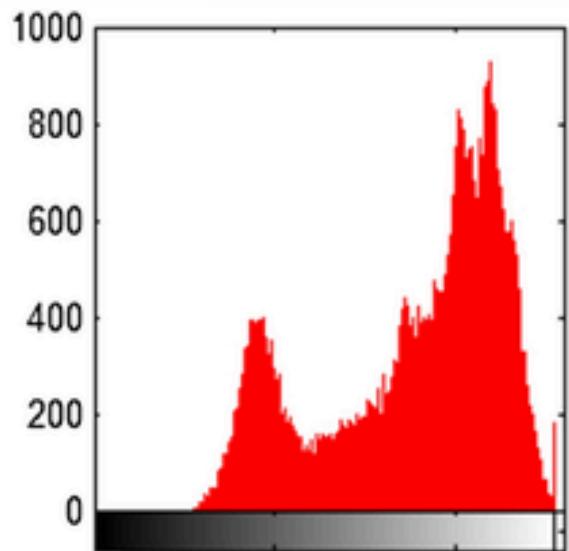
- Les tasques de visió artificial són aquelles que es poden realitzar a partir d'imatges.
- Hi ha moltes tasques de visió artificial, però totes tenen en comú que es basen en l'**anàlisi** de les imatges.
- Veurem algunes de les més importants:
 - **Processament d'imatges**
 - **Classificació d'imatges**
 - **Reconeixement d'objectes**
 - **Segmentació**

Processament d'imatges

- El **processament** d'imatges és el conjunt de tècniques que s'apliquen a les imatges per tal de millorar-ne la qualitat o per tal d'extreure'n informació.
- Històricament, el processament d'imatges era la única forma de obtindre resultats en visió artifical, amb l'aparició de les xarxes neuronals, però, aquesta tasca ha perdut importància.
- Tot i això, segueix sent una tasca important en visió artificial, especialment en tasques de visió artificial més tradicionals o **quan no hi ha GPUs disponibles**.
- Veurem algunes de les tècniques més comunes.

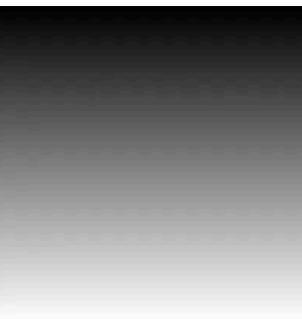
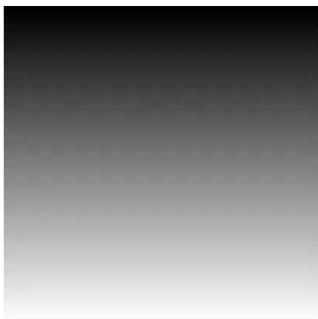
Histogrames

- El **histograma** d'una imatge és la representació gràfica de la distribució dels píxels en funció de la seva intensitat.
- Els histogrames són molt útils per entendre la distribució dels píxels en una imatge.
- Son molt utilitzats en el preprocessament d'imatges per tal de normalitzar-les.
- Els histogrames es poden calcular per cada canal de color (R, G, B) o per la imatge en escala de grisos.
- S'utilitzen molt en la **normalització** d'imatges.



Equalització de l'histograma

- L'**equalització de l'histograma** és una tècnica que es fa servir per tal de millorar el contrast d'una imatge.
- L'objectiu és que la distribució dels píxels sigui més uniforme.
- Es divideix l'histograma en *bins* i es redistribueixen els píxels de manera que la distribució sigui més uniforme.
- El resultat poden no ser realistes, però si útils per a tasques de visió artificial.



Filtratge

- El **filtratge** és una tècnica que es fa servir per tal de millorar la qualitat de la imatge.
- Hi ha molts tipus de filtres, però els més comuns són els filtres de **suavitzat** i els filtres de **realçament**.
- Els filtres de suavitzat són útils per tal de reduir el soroll de la imatge.
- Els filtres de realçament són útils per tal de millorar el contrast de la imatge.
- Els filtres es poden aplicar a tota la imatge o a una regió concreta.

Filtres de suavitzat

- El soroll és un problema comú en les imatges.
- Podem reduir el soroll de la imatge aplicant filters de suavitzat. Els més comuns són el **filtre de mitjana** i el **de Gauss**.
- Filtre de mitjana: substitueix cada píxel per la mitjana dels píxels del seu entorn.
- Filtre de Gauss: substitueix cada píxel per la mitjana ponderada dels píxels del seu entorn.
 - Els píxels tenen un pes més gran com més propers estan al píxel central.

Filtres de realçament

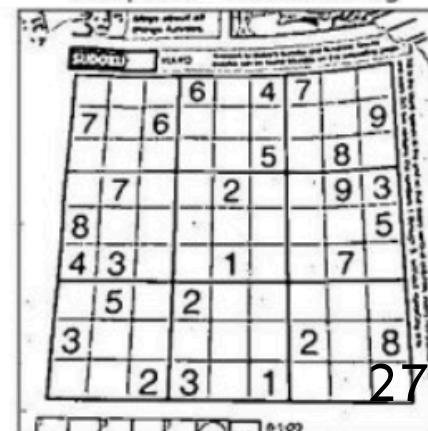
- Els filters de realçament són útils per tal de millorar el contrast de la imatge. Molt utilitzats en la detecció de vores.
- Els filters més comuns són:
 - **Filtre de Sobel:**
 - Calcula el gradient de la imatge, és a dir, la intensitat de canvi de la imatge.
 - **Filtre de Laplace:**
 - calcula el laplacià de la imatge, és a dir, la segona derivada de la imatge.



Global Thresholding



Adaptive Thresholding

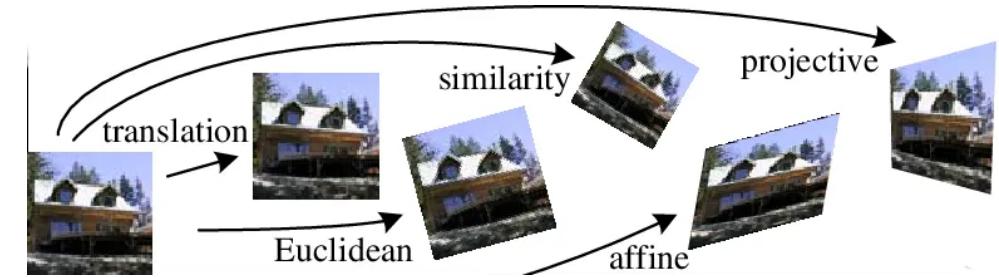


Thresholding

- El **thresholding** és una tècnica que es fa servir per tal de binaritzar una imatge.
- Apliquem un **llindar** a la imatge; els píxels que tenen una intensitat superior al llindar es converteixen en blancs i els que tenen una intensitat inferior es converteixen en negres.
- És una forma simple de **segmentació**: es vol separar la imatge en *objecte* i *fons*.
- Per binaritzar, sol ser millor opció que ajustar la lluminositat i el contrast.

Transformacions

- Les **transformacions** són tècniques que es fan servir per tal de canviar la forma de la imatge.
- Les transformacions més comunes són:, **rotació, escala, desplaçament i canvis de perspectiva.**
- Es divideixen en **lineals** i no **lineals**: segons si canvien la forma de la imatge.



Extracció del fluix òptic (*optical flow*)

- L'extracció del fluix òptic és pot fer amb diferents tècniques, però es poden dividir en dos grans grups:
 - **Discrets:** es calcula el fluix òptic per punts concrets de la imatge. Ràpids, però poc precisos.
 - L'algorisme més comú és el de **Horn-Schunck**.
 - **Densos:** es calcula el fluix òptic per cada píxel de la imatge. Més costós computacionalment, al comptar en més punts.
 - Els algorismes més comú son el de **Lucas-Kanade** i el de **Farnebäck**.

Extracció del fluix óptic (*optical flow*)



(a) Sparse Optical Flow – Lukas Kanade



(b) Dense Optical Flow - Gunnar Farneback

Llibreries

- Hi ha moltes llibreries que es poden fer servir per tal de fer el preprocessament d'imatges.
- Les més comunes són:
 - **OpenCV**: llibreria de visió artificial i machine learning.
 - Per visió artificial, és la més utilitzada.
 - **Pillow**: llibreria de processament d'imatges.
 - **Scikit-image**: llibreria de processament d'imatges.
 - **Mahotas**: llibreria de processament d'imatges.
 - **SimpleCV**: llibreria de visió artificial.

Classificació d'imatges i reconeixement d'objectes

- Aquestes tasques consisteixen en **identificar** els objectes que hi ha a la imatge.
- La **classificació d'imatges** consisteix en **identificar** l'objecte que hi ha a la imatge.
- El **reconeixement d'objectes** consisteix en **identificar** els objectes que hi ha a la imatge i **localitzar-los**.
- Ambdues tasques són molt importants en visió artificial i són la base de moltes aplicacions.

Classificació d'imatges

- La majoria de sistemes actuals de classificació d'imatges es basen en l'**aparença** (textura, color, forma, etc.) de l'objecte; però, hi ha sistemes que també fan servir la geometria.
- Dues dificultats principals:
 - **Variabilitat de l'objecte**: els objectes poden tenir moltes aparences diferents (dos gossos poden ser molt diferents).
 - **Variabilitat de la imatge**: la mateixa imatge pot tenir moltes aparences diferents (llum, ombra, etc.).
- Les xarxes neuronals convolucionals són les més utilitzades per aquesta tasca.

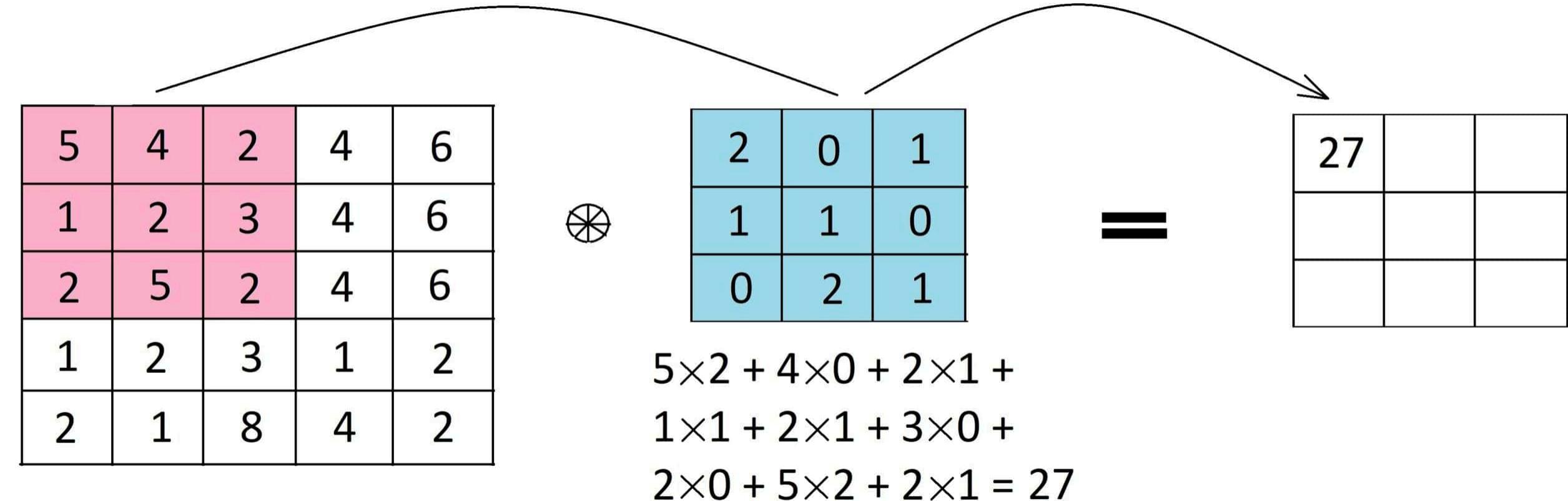
Xarxes neuronals convolucionals

- Les **xarxes neuronals convolucionals** (XNN) són un tipus de xarxes neuronals, especialment dissenyades per processar dades en forma de matrius; com poden ser les imatges.
- Les xarxes neuronals convolucionals són molt bones per a tasques de classificació d'imatges.
- Com la resta de xarxes neuronals, les xarxes neuronals convolucionals necessiten ser entrenades amb moltes dades numèriques.
- Veurem a continuació com es passarán les imatges per la xarxa.

Convolució

- La **convolució** permet reduir la quantitat d'informació de la imatge i ens permetrà enviar a la xarxa solament les **característiques més rellevants**. Aquest procés millora la precisió de la xarxa i la fa més ràpida.
- La convolució es fa amb **filtres** que es van aplicant a la imatge (matrius de mida petita - 3x3, 5x5, etc.).
- El resultat de la convolució es una **imatge més petita** que l'original, anomenada **mapa de característiques**.
- Si no volem reduir la mida de la imatge, podem fer servir **padding**.

Convolució



Funcions d'activació

- Després de la convolució, s'aplica una **funció d'activació**.
- Les funcions d'activació són funcions que apliquen una **no linealitat** a la imatge.
- La més utilitzada en xarxes neuronals convolucionals és la **ReLU**. Els valors negatius es converteixen en zero i els positius es mantenen igual.
- La funció d'activació és molt important per tal de que la xarxa mantingui la **capacitat de generalització**.
- Després de la funció d'activació, es pot aplicar un **pooling**.

Pooling

- El **pooling** és una tècnica que es fa servir per tal de reduïr la mida de la imatge encara més.
- Hi ha diferents tipus de pooling, però el més comú és el **max pooling**.
- Es sol utilitzar una finestra de mida petita (2×2 , 3×3 , etc.) i es pren el valor màxim de la finestra.
- El resultat és un **mapa de característiques poolat**. Aquest mapa de característiques es passarà a la següent capa.
- El pooling obliga a la xarxa a ser **invariant a petites transformacions**.

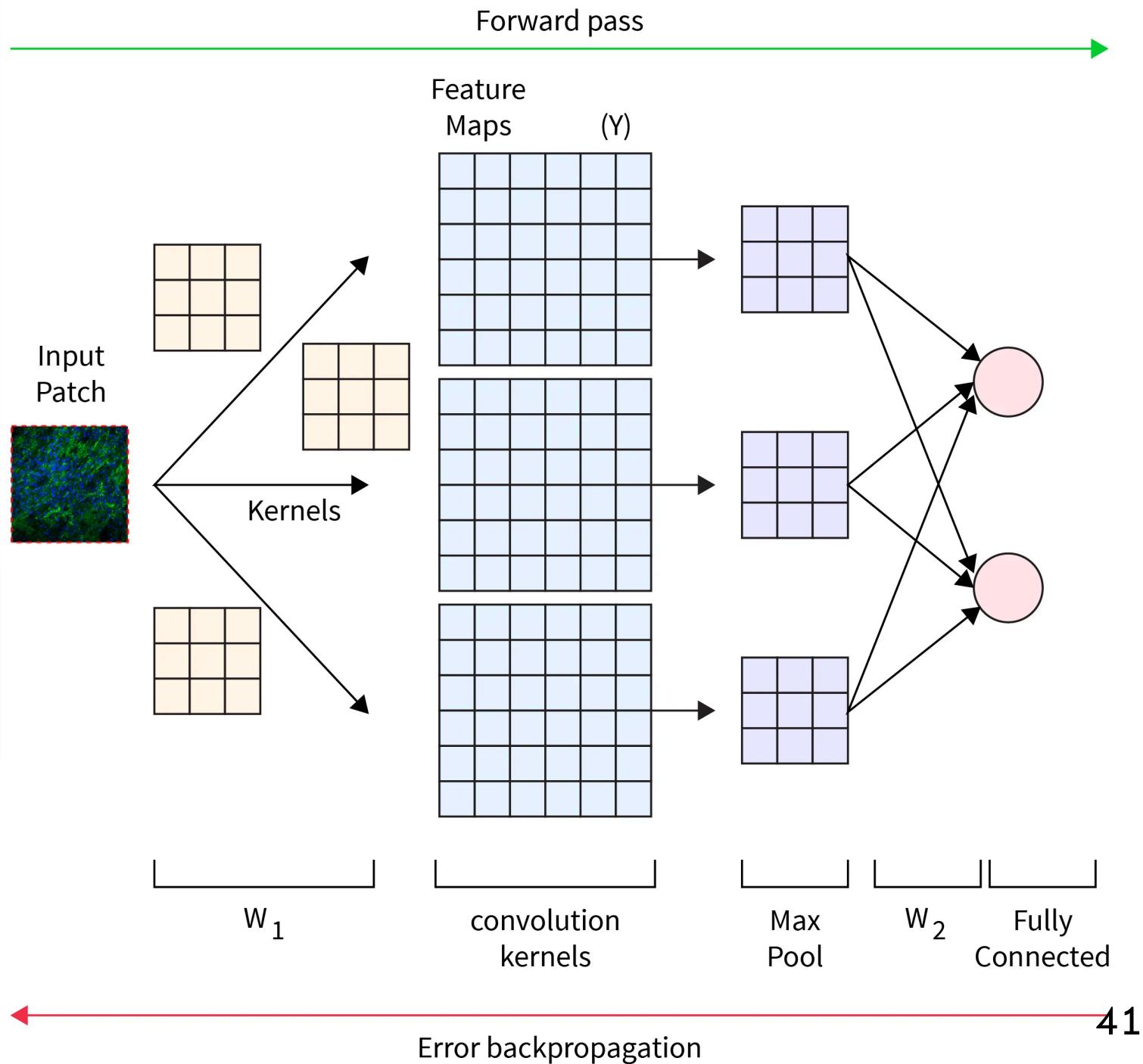
Regularització

- Després de les capes de convolució i pooling, es solen afegir capes de **regularització**.
- Les capes de regularització són capes que ajuden a la xarxa a **generalitzar**.
- Les capes de regularització més comunes són les capes de **dropout**.
- Aquestes capes eliminan un percentatge de les neurones de la xarxa, fent que no s'actualitzin en cada iteració.
- Això fa que la xarxa no es **sobreajusti**.

Aplanament i capes totalment connectades

- Entre les capes de regularització i les capes totalment connectades, es sol fer un **aplanament**.
- L'aplanament és el procés de convertir el **mapa de característiques** en un **vector**.
- Aquest vector es passarà a les capes totalment connectades.
- Les capes totalment connectades són les capes que es fan servir per tal de **classificar** la imatge.
- Aquestes capes són les que es fan servir per tal de **reduir la dimensió** del vector de característiques.

Estructura d'una xarxa neuronal convolucional



Funcionament d'una CNN (I)

- En les imatges els pixels individuals no tenen gaire sentit
 - Sabem que un 8 tindrà pixels negres en la part central però no sabem exactament on.
- Els patrons locals si que poden ser importants
 - Sabem que el 0 i el 8 tenen cercles, el 1 i el 7 tenen línies verticals, etc.
- Les relacions entre patrons també son interessants
 - El 1 té dues línies, el 6 una línia i un cercle, etc.
- Estratègia general: **extreure patrons locals i després combinar-los per extreure patrons més globals**

Funcionament d'una CNN (II)

- Les xarxes neuronals convolucionals (CNN) són una forma de fer això
 - Una capa està formada per una convolució + ReLU
 - La convolució mesura la similitud entre un filtre i la finestra. Cada filtre detecta un patró diferent.
 - La ReLU posa a zero els valors negatius i poténcia els positius, identificant patrons.
 - Si posem una capa darrere, que reba les dades d'altres capes i les combini, l'efecte serà el de tindre una finestra més gran.

Funcionament d'una CNN (III)

- Si continuem afegint capes, les finestres es faran més grans i més complexes
- Això permetrà identificar patrons més globals
- Finalment, les capes totalment connectades combinaran tots els patrons per tal de classificar la imatge
- Aquesta és la idea bàsica d'una CNN
 - Extreure patrons locals
 - Combinar-los per extreure patrons globals
 - Classificar la imatge

Arquitectures de xarxes neuronals convolucionals

- Hi ha moltes arquitectures de xarxes neuronals convolucionals aprofitables, però les més conegudes són:
 - **VGG-16**: xarxa de 16 capes. Va aconseguir un 92.7% d'exactitud en el dataset ImageNet en 2014.
 - **ResNet**: xarxa de 152 capes, basada en la idea de **residual learning**. Va aconseguir un 96.4% d'exactitud en el dataset ImageNet en 2015.
 - **Inception**: xarxa de 22 capes, basada en la idea de **factorització de convolucions**. Va aconseguir un 97.3% d'exactitud en el dataset ImageNet en 2015.

Reconeixement d'objectes

- El **reconeixement d'objectes** és una tasca més complexa que la classificació d'imatges.
- Mentre que la classificació d'imatges consisteix en **identificar** l'objecte que hi ha a la imatge, el reconeixement d'objectes consisteix en **identificar** els objectes que hi ha a la imatge i **localitzar-los** (dibuixar un rectangle al voltant de l'objecte - *bounding box*).
- Les classes d'objectes a identificar estaran **predefinides**. D'aquesta manera, el sistema podrà identificar si hi ha un gos, un cotxe, una persona, etc.

Procediment bàsic

- El procediment bàsic per fer el reconeixement d'objectes és el següent:
 1. Definim una *finestra* que es mourà per tota la imatge.
 2. Passem la finestra per tota la imatge i en cada posició passem la imatge per una XNC.
 3. Ens quedem en les puntuacions més altes i ignorem la resta.
 4. Resolem conflictes i reduïm la quantitat de *bounding boxes*.

Problemes en el procediment bàsic

- **Forma de la finestra:** si la finestra és massa gran, no podrem identificar objectes petits. Si és massa petita, no podrem identificar objectes grans.
- **Selecció de finestres:** si passem la finestra per tota la imatge, el procés serà molt lent. Si passem la finestra per poques posicions, podrem perdre objectes.
- **Resolució de conflictes:** si hi ha dues finestres que identifiquen el mateix objecte, quina és la correcta?
- **Determinació del *bounding box*:** com decidim quina és la mida i la posició del *bounding box*?

Selecció de finestres

- En una imatge de tamany $N \times N$, hi ha N^4 finestres possibles.
- Les finestres amb objectes soLEN ser coherents en textura i color.
- Les que tallen objectes soLEN tindRE regions o voRES que travessen la finestra.
- Necesitem un mecanisme que mesure de forma eficient les probabilitats de que una finestra contingui un objecte.
- Una de les opcions és utilitzar a una **RPN** (Region Proposal Network).

Resolució de conflictes

- Si hi ha dues finestres que identifiquen el mateix objecte, com decidim quina és la correcta?
- Una opció és utilitzar un **algorisme de *non-maximum suppression***.
- Aquest algorisme elimina les finestres que tenen una puntuació baixa, ordena les finestres segons la puntuació i elimina les finestres que tenen una superposició alta amb una finestra amb puntuació més alta.
- Aquest algorisme és molt eficient i permet reduir la quantitat de finestres.

Determinació del *bounding box*

- Com decidim quina és la mida i la posició del *bounding box*?
- La finestra que identifica l'objecte sol tenir una mida i una posició que no coincideixen exactament amb la mida i la posició de l'objecte.
- Per tal de determinar la mida i la posició del *bounding box*, es fa servir un **algorisme de regressió**.
- Aquest algorisme calcula la mida i la posició del *bounding box* a partir de la mida i la posició de la finestra, utilitzant les característiques obteses per la XNC.

Models preentrenats

- Entrenar una XNC és una tasca molt costosa.
 - Sovint es fa servir **models preentrenats**
 - XNCs entrenades amb moltes dades i que ha obtingut molt bons resultats.
- Exemples:
 - **Yolo**: xarxa neuronal convolucional per a la detecció d'objectes en temps real. Solament necessita una passada per la imatge i és molt ràpida.
 - **DETR**: Es basa en l'arquitectura Transformer i és capaç de detectar tots els objectes en una sola passada.

Segmentació

- La **segmentació** és una tasca de visió artificial que consisteix en **separar la imatge en diferents regions significatives**.
- L'objectiu principal de la segmentació és **agrupar** els píxels de la imatge en **regions** que tinguin alguna propietat comuna.
- Facilita la **comprensió** de la imatge i permet facilita tasques com la **classificació**, el **reconeixement d'objectes**, el **seguiment**, l'anàlisi d'escenes o la **reconstrucció 3D**.

Tipus de segmentació (I)

- Tipus de segmentació:
 - **Segmentació binària** o d'umbral: es segmenta la imatge en dues regions: objecte i fons. (Ex: *thresholding*)
 - **Segmentació per vores**: es segmenta la imatge en regions separades per vores. (Ex: *Canny*)
 - **Segmentació semàntica**: assignem a cada píxel una categoria predefinida. (Ex: *mask-RCNN*)

Tipus de segmentació (II)

- **Segmentació en superpíxels:** es segmenta la imatge en superpíxels (regions de píxels compactes i coherents) (Ex: *SLIC*)
- **Segmentació d'instàncies:** es segmenta en instàncies d'objectes. (Ex: *mask-RCNN*)
- **Segmentació panòptica:** es segmenta en categories predefinides, però també es segmenten les instàncies d'objectes. (Ex: *mask-RCNN*)



(a) Image



(b) Semantic Segmentation



(c) Instance Segmentation



(d) Panoptic Segmentation

Aplicaciones

Aplicacions

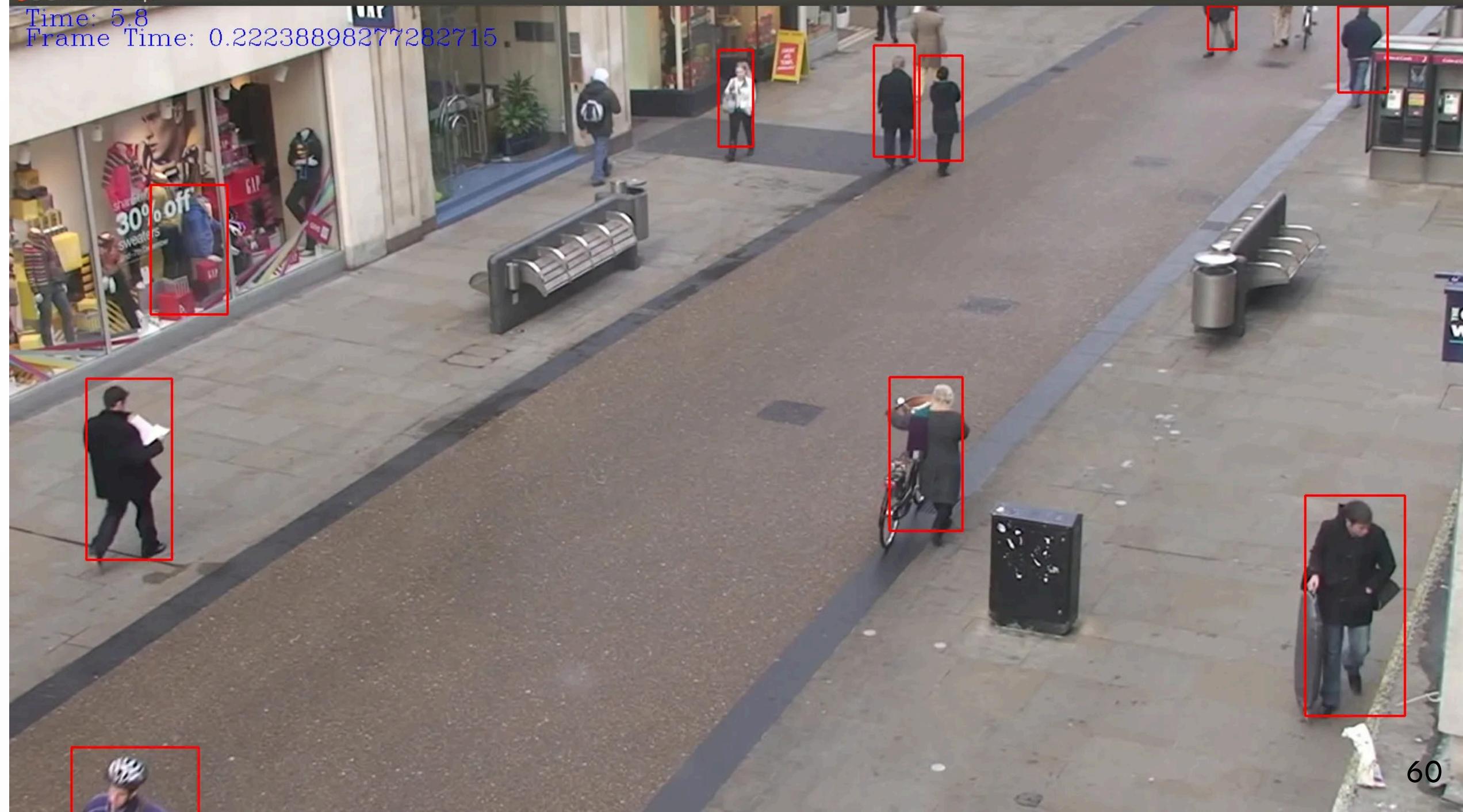
- Fins ara hem vist quins són els conceptes bàsics de la visió artificial i com s'apliquen en la pràctica.
- Les aplicacions s'han multiplicat en els últims anys, gràcies a l'aparició d'un munt de llibreries i models preentrenats.
- Aquesta facilitat ha fet que la visió artificial sigui una de les àrees més actives de la intel·ligència artificial, adaptant-se a molts camps i necessitats (mèdiques, industrials, de seguretat, etc.).
- A continuació veurem algunes de les aplicacions més importants.

Percepció de persones

- Les persones són el **motiu més important** de les imatges.
- Entendre el que fan les persones ens permetrà crear **interfícies humà-màquina** més naturals, observant el que fem i actuant en conseqüència.
- Aquesta és una tasca molt complexa, que requereix la combinació de moltes tasques de visió artificial.
- S'ha avançat molt en els últims anys, però encara hi ha molts reptes per resoldre.
- A continuació veurem en què ens pot ajudar.

Time: 5.8

Frame Time: 0.22238898277282715



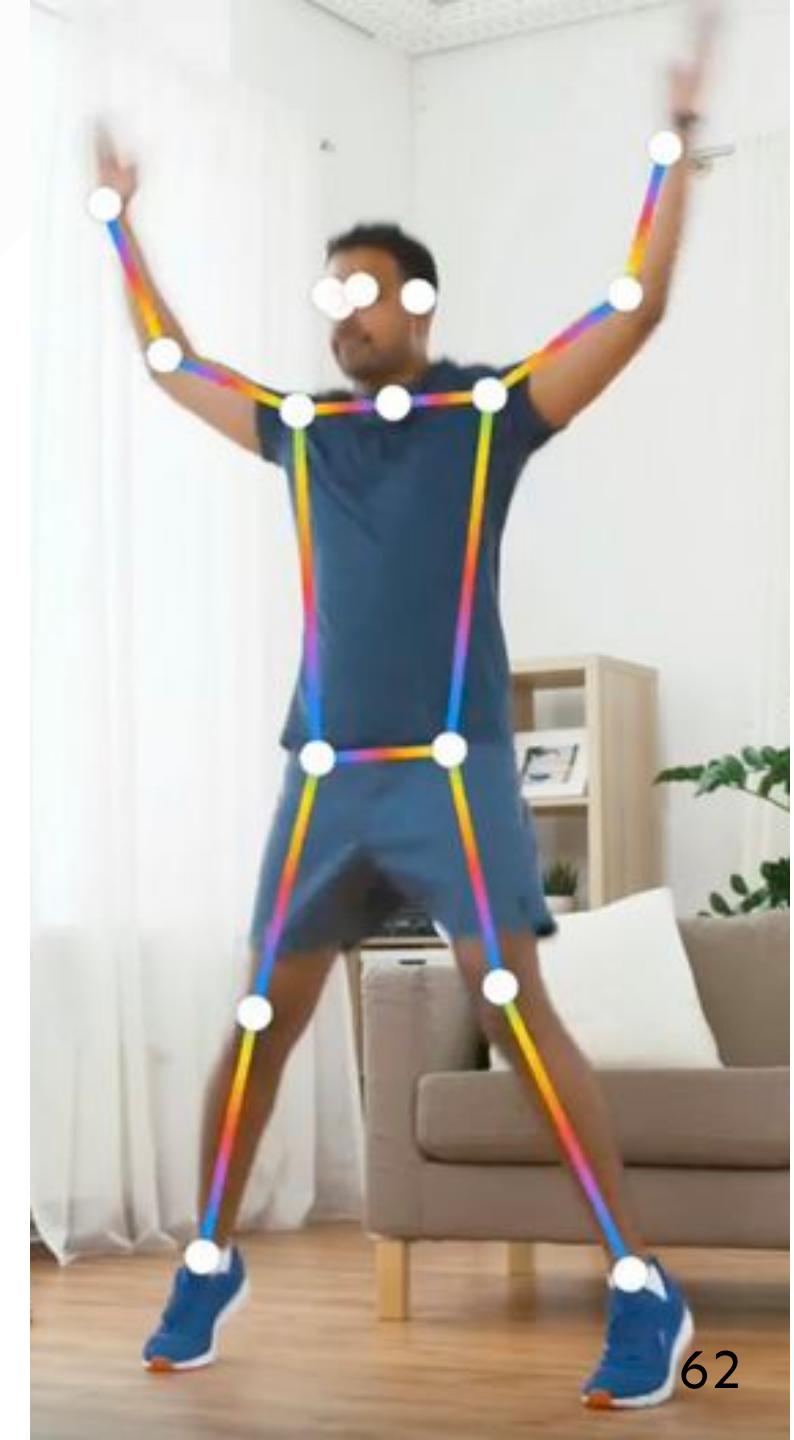
Usos

- **Seguretat:** construir sistemes de seguretat més efectius i menys intrusius.
- **Urbanisme:** entendre com es mouen les persones per tal de dissenyar millor les ciutats.
- **Esports:** analitzar vídeos de partits per tal de millorar l'entrenament i extreure estadístiques.
- **Estalvi energètic:** engegar i parar sistemes de climatització i llum en funció de la presència de persones.

Molts més, en videojocs, en la indústria, en la medicina, etc.

Detecció de la postura

- Alguns aspectes com la **detecció de la postura** (determinar la posició de les articulacions) estan molt avançats.
- Es relativament fàcil, ja que les articulacions tenen una forma i una posició concreta, les relacions entre les articulacions són conegeudes i els efectes sobre la perspectiva són previsibles.
- Per contra, preveure el que està fent una persona és molt més difícil.



Descripció de l'acció

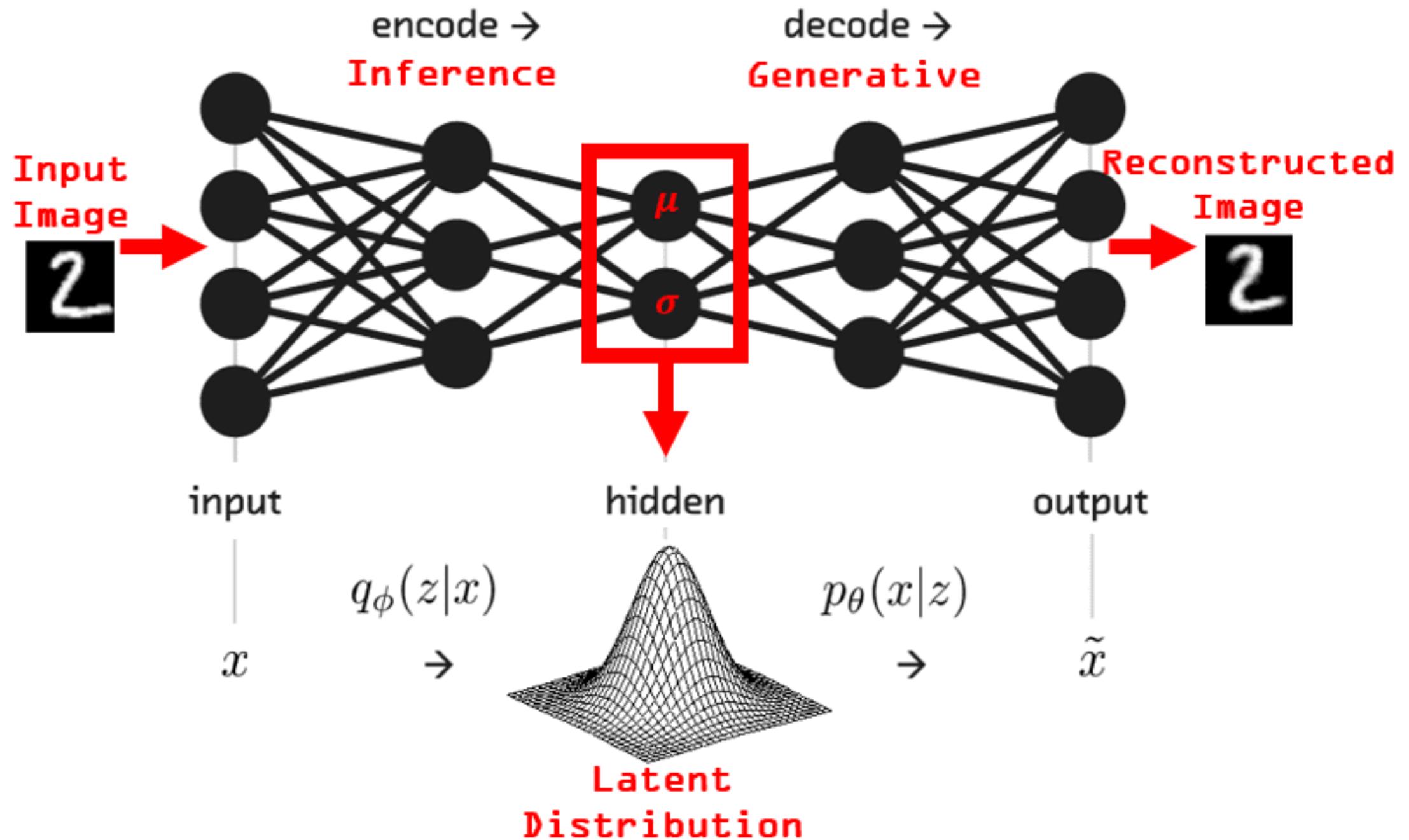
- La **descripció de l'acció** és una tasca molt més complexa.
- Consisteix en **entendre** què està fent una persona en una imatge.
- Moltes vegades és necessari **entendre el context** per tal de saber què està fent una persona.
- Aquesta dependència del context fa difícil assegurar el correcte funcionament dels sistemes.
 - Ex: en una piscina es fàcil dir que algú està nedant. Ho ha sabut descriure o simplement ha detectat una piscina?

Creació d'imatges

- Les xarxes neuronals són capaces de **crear imatges** a partir de text o d'altres imatges.
- Un dels usos està relacionat amb el *self-supervised learning*.
 - Quan no tenim moltes dades etiquetades, podem utilitzar xarxes per tal de crear més dades.
 - Aquestes dades poden ser utilitzades per tal de millorar el rendiment de les xarxes.
 - Utilitzarem un *autoencoder* per tal de crear imatges.

Autoencoder

- Un **autoencoder** és una arquitectura de xarxa neuronal que es fa servir per tal de **reconstruir** la imatge d'entrada; moltes vegades, però, amb modificacions.
- L'autoencoder té tres parts:
 - **Encoder**: pren la imatge d'entrada i la converteix en un **vector de característiques**.
 - **Bottleneck**: el vector de característiques. És la part més important de l'autoencoder.
 - **Decoder**: pren el vector de característiques i el converteix en la imatge d'entrada.



Utilitats de l'autoencoder

- **Reducció de la dimensió:** l'autoencoder pot ser utilitzat per tal de reduir la dimensió de la imatge.
- **Denioising:** al generar el vector de característiques, guardem la informació més important de la imatge, eliminant el soroll.
- **Super-resolució:** partim d'una imatge de baixa resolució i la convertim en una imatge de alta resolució.
- **Creació d'imatges:** la part del decoder pot ser utilitzada per tal de crear imatges, partint de vectors de característiques aleatoris.

Autoencoders Variacionals

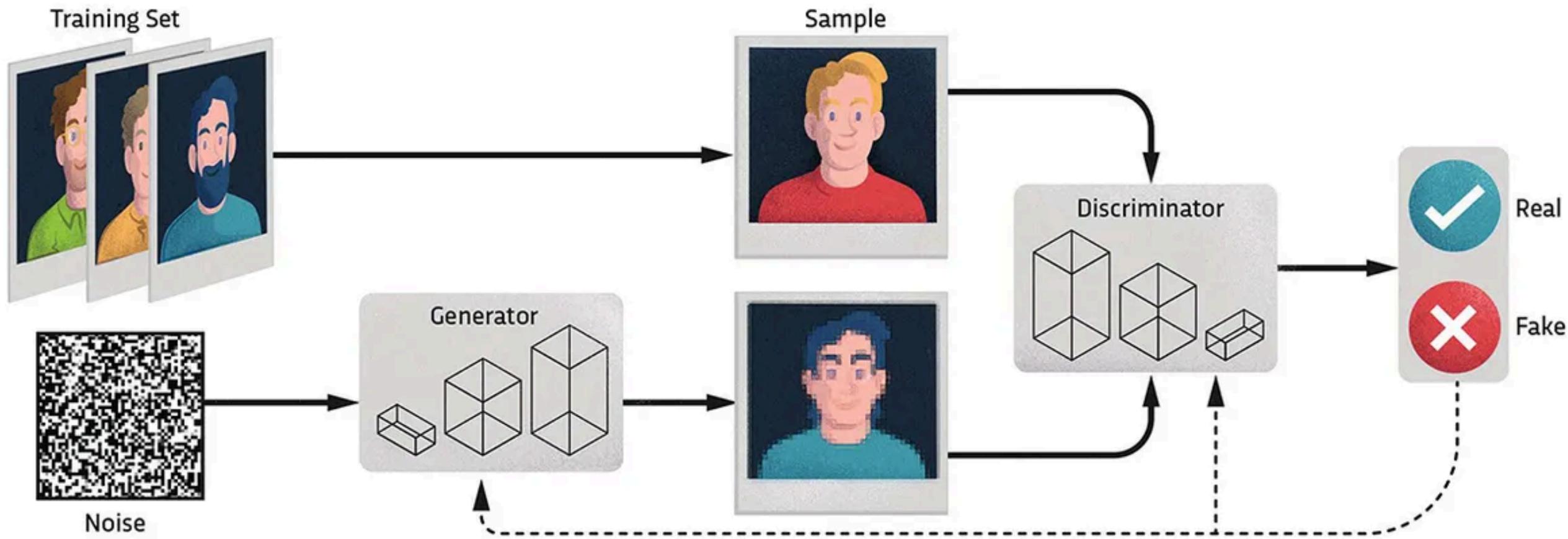
- Els **autoencoders variacionals** són una variant dels autoencoders que permeten generar imatges.
- El punt de partida és el mateix, però no generar un vector de característiques, sino una **distribució de probabilitat** que es fa servir per tal de generar imatges.
- Generarem imatges amb un aspecte similar a les imatges d'entrada, però no iguals.



GANs (Generative Adversarial Networks)

- Les **GANs** són un tipus de xarxes neuronals que es fan servir per tal de generar imatges.
- Les GANs estan formades per dues xarxes:
 - **Generador:** genera imatges a partir de vectors de característiques aleatoris.
 - **Discriminador:** intenta distingir entre imatges reals i imatges generades.
 - Les dues xarxes es **entrenen confrontades**. El generador intenta enganyar el discriminador i el discriminador intenta no ser enganyat.

GANs (Generative Adversarial Networks)



Control del moviment

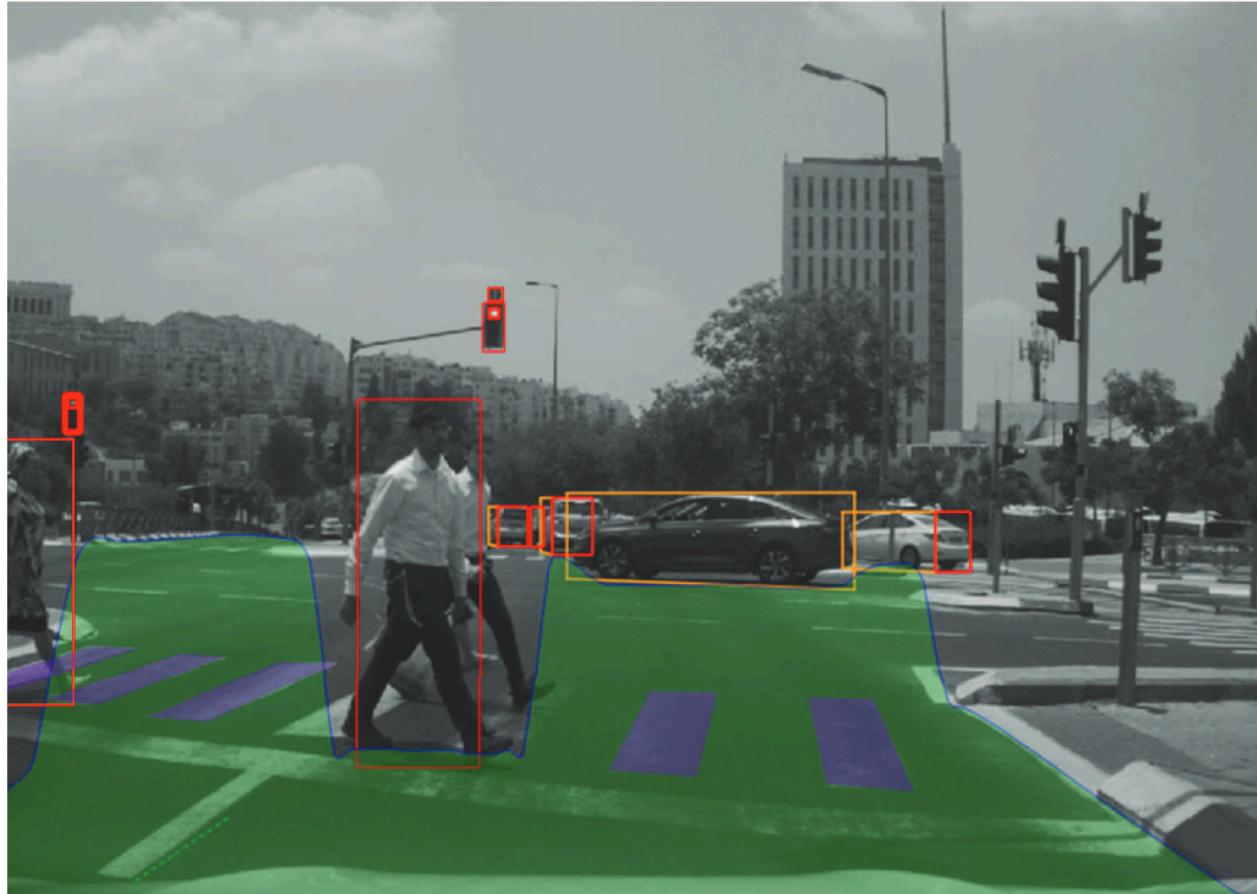
- Un dels usos més importants de la visió és el de manipular objectes (agafar-los, moure'ls, etc.) i navegar evitant obstacles. Els vehicles autònoms són un dels exemples més clars, i impliquen una sèrie de tasques:
 - **Control lateral:** mantenir-se dins del carril.
 - **Control longitudinal:** mantenir la distància de seguretat.
 - **Evitar obstacles:** detectar i evitar possibles vehicles, vianants, etc.
 - **Respectar senyals:** Incloent-hi les llums dels semàfors, guàrdies urbans, etc.

Procediment

- El Procediment bàsic consistirà en la generació d'una seqüència de comandes (acceleració, frenada, gir, etc.) que permetin al vehicle complir les tasques anteriorment esmentades.
- Caldrà un model del mon i dels objectes que hi ha al voltant. Teòricament, aquest model es pot crear solament a partir de dades visió, però no és senzill. Ex: Captar la velocitat d'un vehicle a partir de la imatge és difícil.
- En la pràctica, es fa servir una combinació de dades de visió i de sensors (radar, lidar, etc.).

Model del mon

- El **model del mon** és una representació del mon que permet al vehicle preveure el que passarà en el futur.
- Ex: en verd es mostra els llocs on el vehicle pot anar i els objectes es mostren envoltats per una caixa vermella.



Navegació autònoma

- La tasca de **navegació autònoma** consisteix en moure's per un entorn sense la **intervenció humana**.
- Es sol dividir en dues tasques:
 - **Mapeig**: crear un **mapa** de l'entorn. Algunes de les tècniques més comunes són el **SLAM** i el **Simultaneous Localization and Mapping**.
 - **Planificació de trajectòries**: Una vegada el robot té un mapa 3D de l'entorn i sap on és, l'objectiu és **planificar** una **trajectòria** que el porti al seu destí sense col·lisions.

Mapeig i Planificació de trajectòries

