MODULI FORMATIVI ESTATE 2020

INTELLIGENZA ARTIFICIALE: PROFESSIONE FUTURO

Computer Vision e Reti Neurali

Lezione II - I settembre 2020

ARTIFICIAL INTELLIGENCE
& DATA ANALYTICS

ai.units.it

OUTLINE DEL CORSO (I)

PARTE I – Computer Vision classica

Introduzione alla visione artificiale e alle immagini digitali

- Momento interattivo: gli spazi di colore

Le feature e la *Vision* classica

- Convoluzione e filtri
- *Feature Detection* classica
- Concetto di punti chiave

OUTLINE DEL CORSO (II)

PARTE II – Reti Neurali orientate alla visione artificiale

Dal modello lineare alla rete neurale

- Momento interattivo: rete neurale per il riconoscimento di cifre

Approfondimenti sulle tecniche delle reti neurali

- Funzioni di attivazione e ottimizzazione

Le reti neurali convoluzionali e le GAN

- Esempi applicativi

.01

Introduzione alla vision artificiale e alle immagini digitali

COSA VEDETE IN QUESTA IMMAGINE?

… E IN QUESTA IMMAGINE?

CHE COSA VEDE UN COMPUTER

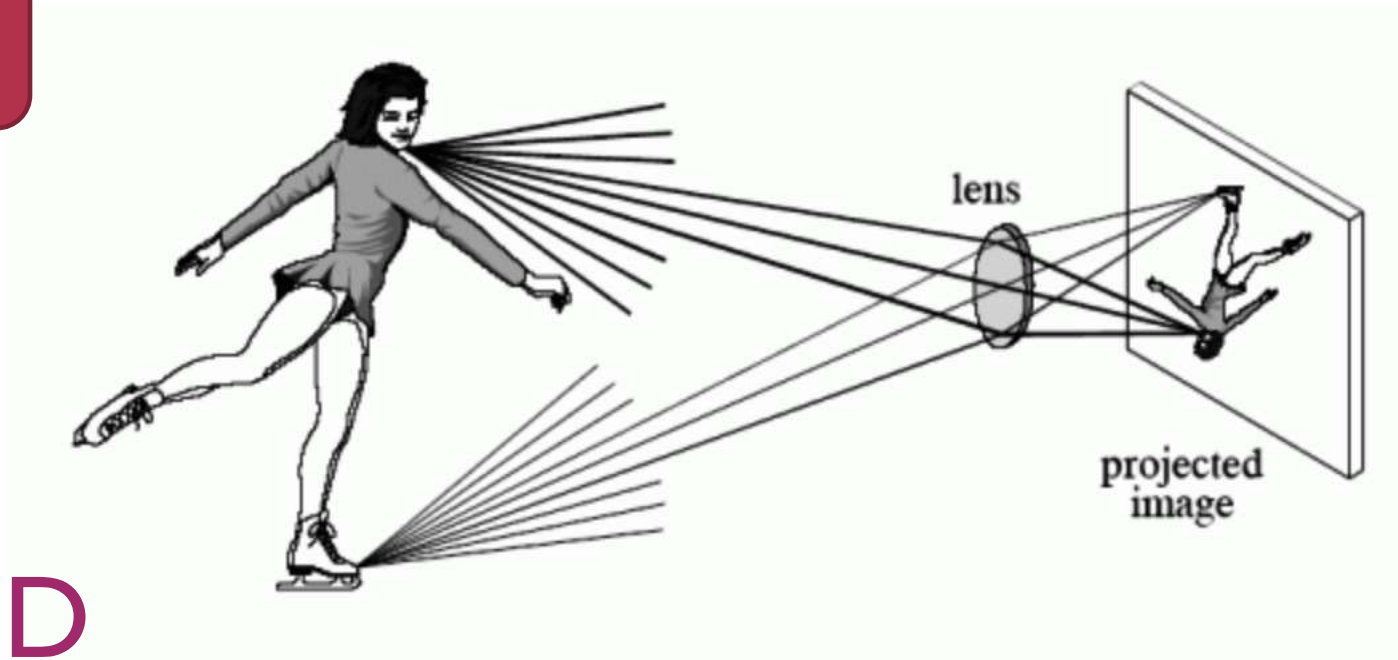
234	235	236	236	237	237	237	238	238	239	238	239	239	239	239	238	239	239	239	239	238	238	238	237	237	237	236	235	235	234
234	235	236	237	237	237	237	238	238	239	239	239	239	239	239	239	239	239	239	239	238	238	237	237	237	237	236	235	234	234
234	235	236	236	237	237	237	238	238	239	239	239	239	239	239	239	239	239	239	239	238	238	237	237	237	236	236	235	234	234
234	235	236	236	237	236	237	238	238	239	239	197	85	217	240	214	226	239	239	239	238	237	237	237	237	236	236	235	234	233
233	234	235	236	237	237	237	236	230	152	62	38	89	38	46	114	133	209	222	238	238	237	237	237	237	236	235	235	234	233
233	234	235	236	236	237	236	219	127	16	17	13	7	6	18	35	87	216	238	238	237	237	237	237	236	235	235	234	233	233
233	234	234	235	236	237	235	210	16	2	13	20	16	19	2	22	38	48	204	238	237	238	237	236	236	235	234	233	233	232
233	233	234	234	235	236	180	16	48	185	192	183	182	163	61	7	2	32	171	208	228	234	233	233	233	231	231	228	228	227
233	233	233	235	235	230	16	46	174	192	192	192	191	185	179	170	61	29	187	227	222	231	231	231	230	228	229	227	226	226
229	229	229	229	230	221	14	63	173	176	177	182	180	161	172	171	129	31	217	223	223	230	230	230	230	229	228	227	225	225
227	227	228	228	228	33	31	107	167	185	182	181	185	179	189	173	150	21	225	223	228	227	227	225	225	223	223	220	218	219
220	222	226	225	210	12	10	172	58	26	19	73	147	164	143	155	161	16	207	221	222	222	221	219	221	220	219	219	217	216
212	213	216	216	149	2	17	170	100	40	62	53	163	126	4	6	81	12	219	215	222	221	220	220	219	218	216	215	216	213
208	211	211	209	82	4	91	190	162	133	92	116	168	139	13	58	80	34	2	210	214	217	219	219	217	216	217	215	213	212
207	207	206	207	85	90	152	174	184	178	169	161	174	139	79	63	146	8	167	195	204	212	215	214	212	211	209	206	202	203
204	204	205	208	157	113	105	170	173	171	124	165	165	157	163	187	185	9	199	181	201	204	205	204	205	203	203	201	199	199
201	202	203	201	153	162	141	150	100	51	123	75	75	6	114	112	146	30	201	198	195	200	201	202	202	203	201	200	199	199
198	199	199	176	17	110	144	124	93	99	134	107	99	105	118	32	67	149	128	194	202	202	202	202	202	200	200	199	196	195
195	198	198	197	108	0	120	105	130	142	144	150	142	115	75	105	84	198	192	194	201	201	200	200	200	199	198	197	196	194
9	10	8	4	203	7	29	77	87	154	143	106	76	107	126	101	78	189	197	199	199	199	199	199	198	197	195	194	194	191
9	7	3	224	210	0	148	51	89	113	167	154	128	151	132	33	159	192	195	195	196	196	196	196	195	194	194	191	191	190
12	121	211	202	192	2	153	28	80	54	112	82	112	107	63	35	178	190	192	192	194	193	193	194	193	191	193	191	190	190
25	185	128	191	197	88	138	104	25	5	28	13	17	15	5	47	27	117	110	185	187	185	186	186	188	190	190	189	187	186
55	45	138	188	180	207	110	114	63	28	29	12	8	18	8	12	69	34	86	98	101	163	178	178	177	178	175	177	179	180
59	39	90	159	152	147	48	105	75	63	58	10	26	73	11	14	75	18	60	78	83	96	121	171	172	173	172	170	169	168
16	23	24	125	174	147	129	64	91	74	49	49	63	10	14	18	21	13	20	44	62	82	99	84	148	173	171	168	167	165
25	18	19	164	168	162	185	131	65	81	57	30	7	19	24	17	20	65	12	22	27	44	65	95	77	96	169	167	167	163
28	21	16	16	141	136	176	166	182	63	65	39	23	23	4	0	16	27	27	18	26	27	27	51	61	65	10	23	167	164
17	22	16	15	189	191	107	103	27	72	67	158	17	3	2	35	27	52	35	28	21	33	34	26	40	16	13	9	9	165
11	20	24	18	29	187	190	156	118	60	8	7	28	25	26	40	10	4	4	11	22	22	27	26	17	7	10	10	14	21

COMPUTER VISION O VISIONE ARTIFICIALE

La **visione artificiale** (*Computer Vision*, CV) è la disciplina che si occupa di permettere ad una macchina di **«vedere»**.

DIFFICOLTÀ DELLA VISIONE ARTIFICIALE – DOVE

«WHERE»

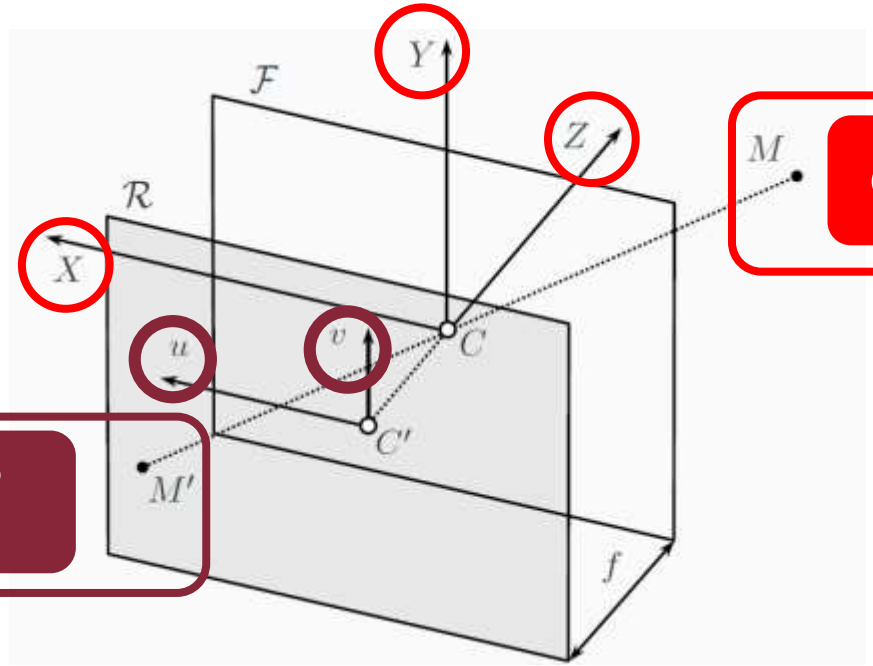


3D → 2D

Credits: The Scientist and Engineer's Guide to Digital Signal Processing (Smith., S. 1997)

PERDITA DI PROFONDITÀ

Scattare una fotografia equivale a PROIETTARE il mondo **tridimensionale** in uno spazio a **bidimensionale**, perdendo di fatto l'informazione sulla **profondità**



Oggetto nel mondo reale (3D)

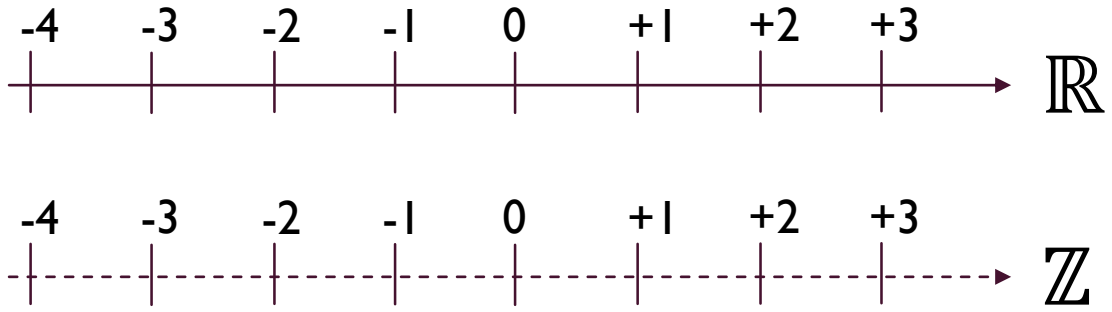
Proiezione sul piano d'immagine (2D)

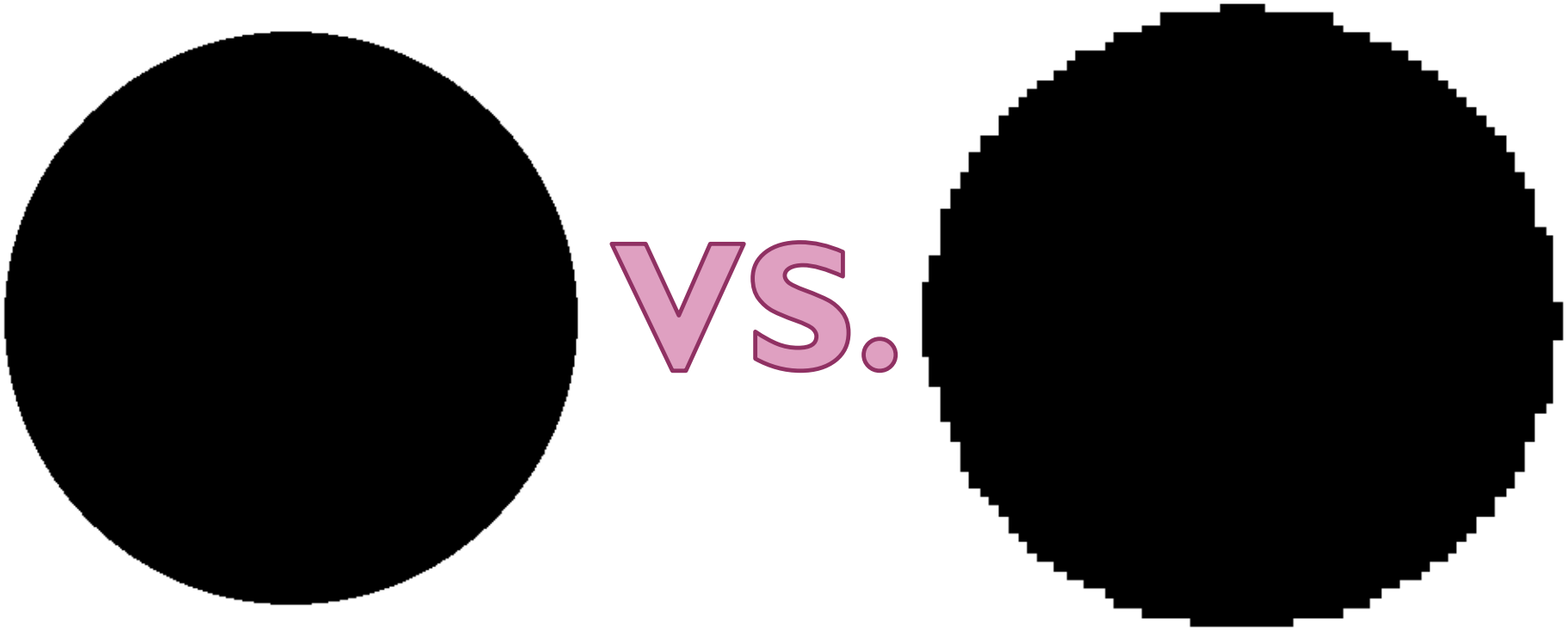
DIMOSTRAZIONE - CALIBRAZIONE

- Dimostrazione su Jupyter Notebook

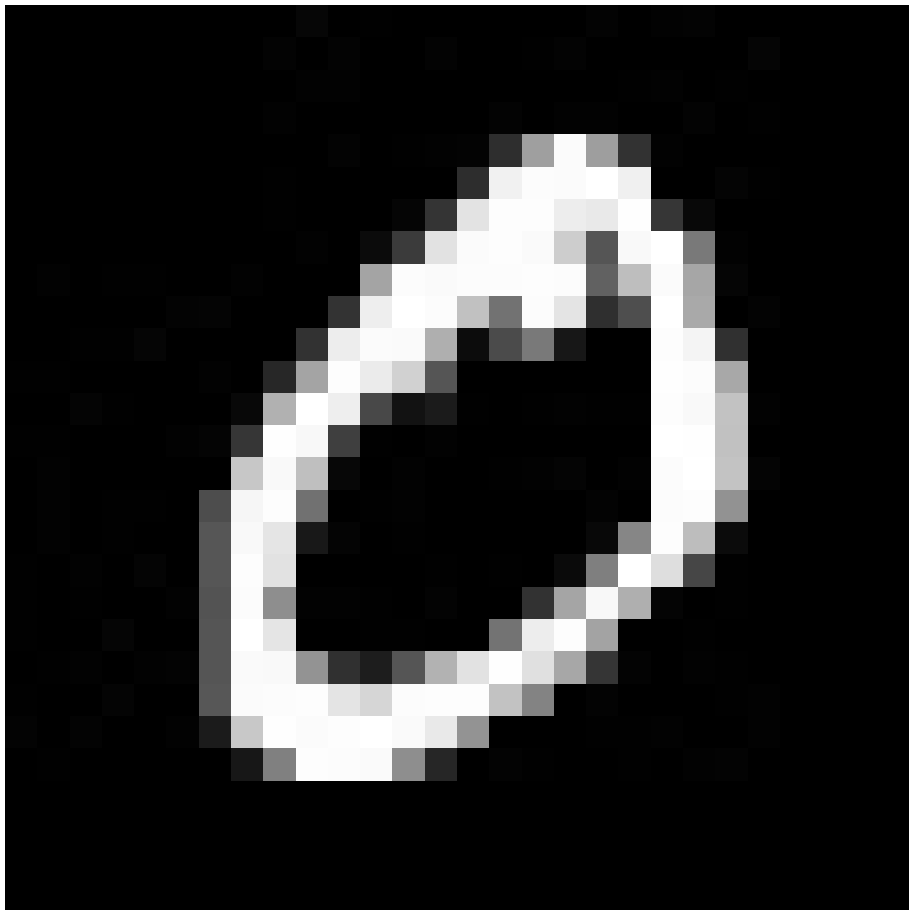
QUANTIZZAZIONE DELLO SPAZIO

- Dimensioni spaziali → CONTINUE
- Immagine digitale → DISCRETA
  - Il quanto è il PIXEL





CODIFICA DELL'IMMAGINE (SCALA DI GRIGI)

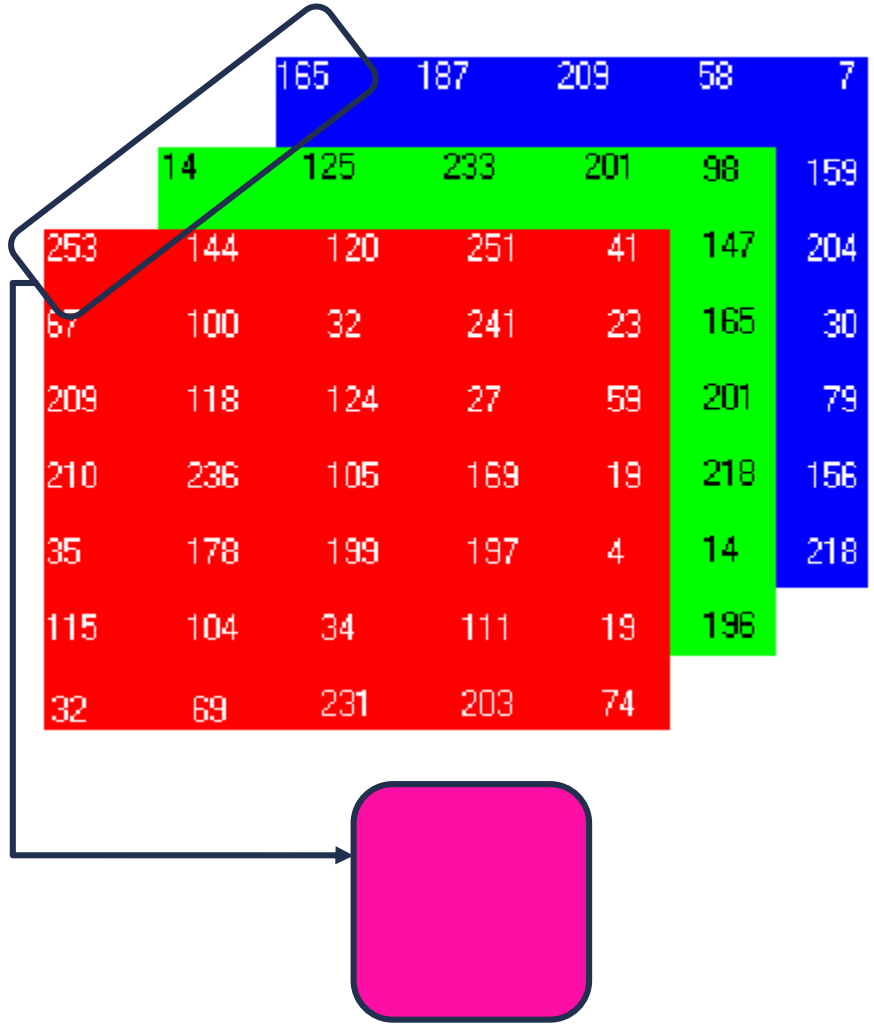


0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	51	159	253	159	50	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	48	238	252	252	252	237	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	54	227	253	252	239	233	252	57	6	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	60	224	252	253	252	202	84	252	253	122	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	163	252	252	252	253	252	252	96	189	253	167	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	51	238	253	253	190	114	253	228	47	79	255	168	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	48	238	252	252	179	12	75	121	21	0	0	253	243	50	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	38	165	253	233	208	84	0	0	0	0	0	0	253	252	165	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	7	178	252	240	71	19	28	0	0	0	0	0	0	253	252	195	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	57	252	252	63	0	0	0	0	0	0	0	0	0	253	252	195	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	198	253	190	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	255	253	196	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	76	246	252	112	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	253	252	148	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	85	252	230	25	0	0	0	0	0	0	0	0	7	135	253	186	12	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	85	252	223	0	0	0	0	0	0	0	0	7	131	252	225	71	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	85	252	145	0	0	0	0	0	0	0	48	165	252	173	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	86	253	225	0	0	0	0	0	0	114	238	253	162	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	85	252	249	146	48	29	85	178	225	253	223	167	56	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	85	252	252	252	229	215	252	252	252	196	130	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	28	199	252	252	253	252	252	233	145	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	25	128	252	253	252	141	37	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Valore ≡ Intensità

CODIFICA DELL'IMMAGINE (COLORI)

- Numerosi paradigmi
- Il più conosciuto è il RGB (Red / Green / Blue)
- L'immagine è codificata in 3 canali
- Un pixel viene codificato secondo 3 numeri diversi
- Ogni numero rappresenta l'intensità del singolo canale (da 0 a 255)
- La sovrapposizione dei 3 canali dà origine al colore così come percepito dall'occhio umano



Credits: Application of Digital Image Processing to Marker-free Analysis of Human Gait (Courtney, J. 2001)

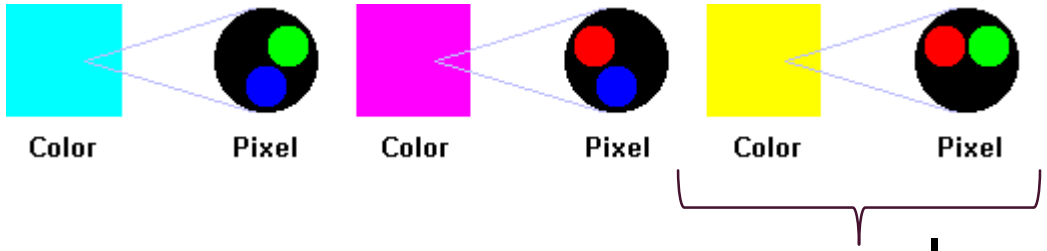
COME VIENE RESO IL COLORE IN RGB?

Tratto da https://www.chem.purdue.edu/gchelp/cchem/RGBColors/body_rgbcolors.html

I monitor sono specializzati a rappresentare i colori secondo la codifica RGB

Ogni pixel è in realtà composto da tre piccoli puntini che riproducono il colore rosso, verde, blu

È banale mostrare il colore rosso (o verde o blu)

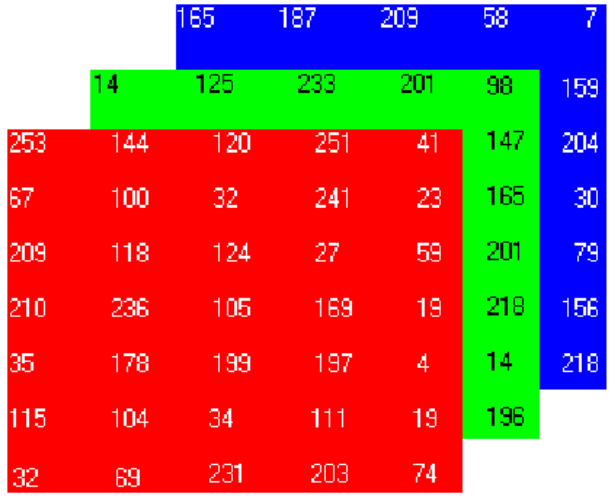


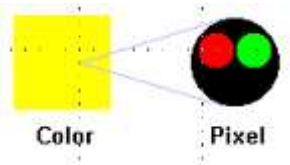
Gli altri colori vengono riprodotti «accendendo» i relativi puntini RGB dell'intensità dettata dalla codifica RGB

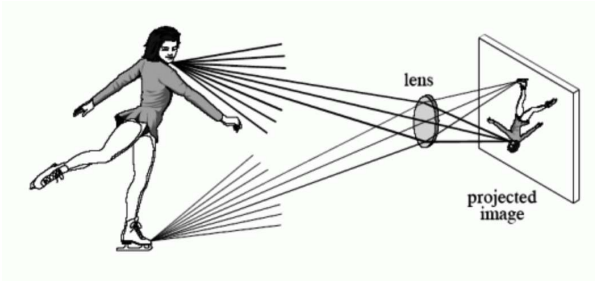
Es. **GIALLO** = (255, 255, 0) ➡ I puntini corrispondenti a Rosso e Verde si accendono al massimo dell'intensità, il Blu rimane spento

RIASSUMENDO

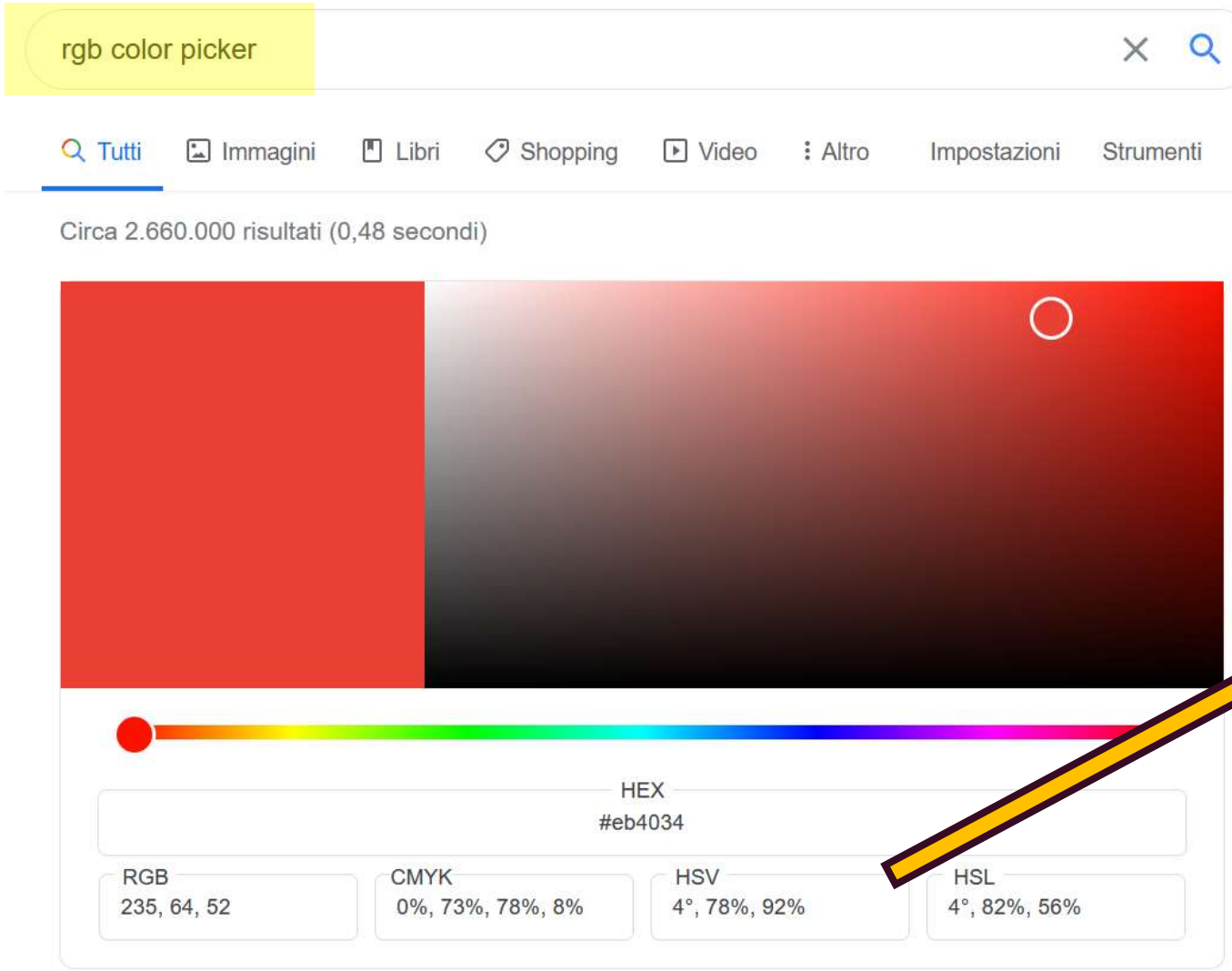
- Un computer «vede» un'immagine a colori come **3 «griglie» bidimensionali di pixel**
- Ogni griglia contiene **valori di intensità** di 3 colori fondamentali: rosso, verde e blu
- (Codifica RGB)
- Tramite questa codifica, si possono visualizzare quasi tutti i colori dello spettro visibile
- I monitor sono composti di pixel in grado di combinare le diverse intensità dei tre colori fondamentali a creare tutti gli altri colori
- Scattare un'immagine = proiezione 3D → 2D, si perde la percezione della profondità
- Esistono tecniche per «recuperare» la profondità andando a «combinare» scatti multipli dello stesso oggetto da diverse prospettive

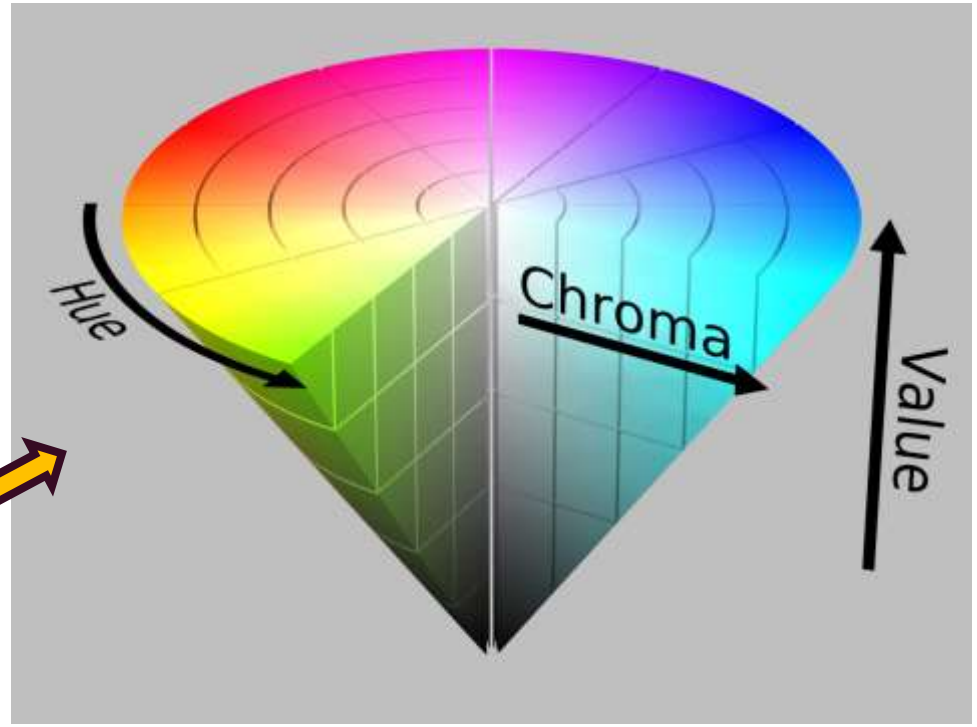






MOMENTO INTERATTIVO (I) - COLORSPACES





Credits: Jacob Rus, SharkD, distributed under CC-BY 3.0 license

.02

Le *feature* e la *vision* classica

DIFFICOLTÀ DELLA VISIONE ARTIFICIALE – CHE COSA

Illumination

Occlusion

Deformation

«WHAT»

Background

Intraclass variation

Credits: Fei Fei Li, Andrej Karpathy, Justin Johson.

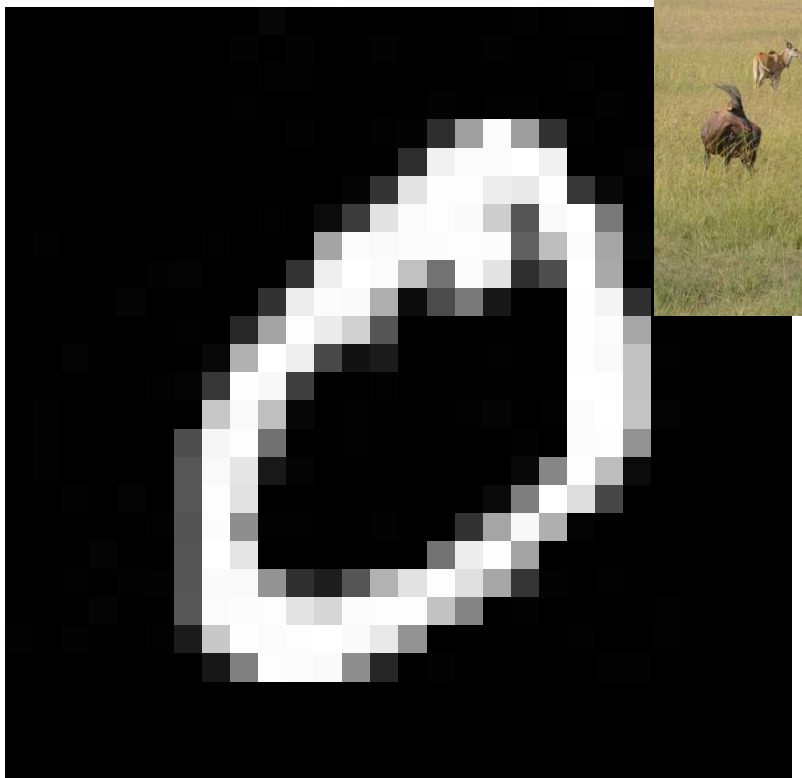
IL CONCETTO DI FEATURE

- Il «che cosa» si basa sul concetto di *feature*
  - Caratteristica
  - Componente
  - …
- Le feature sono **ordinabili** in maniera gerarchica
- L'ordine dipende dalla *vicinanza* della feature alla rappresentazione *matriciale* dell'immagine

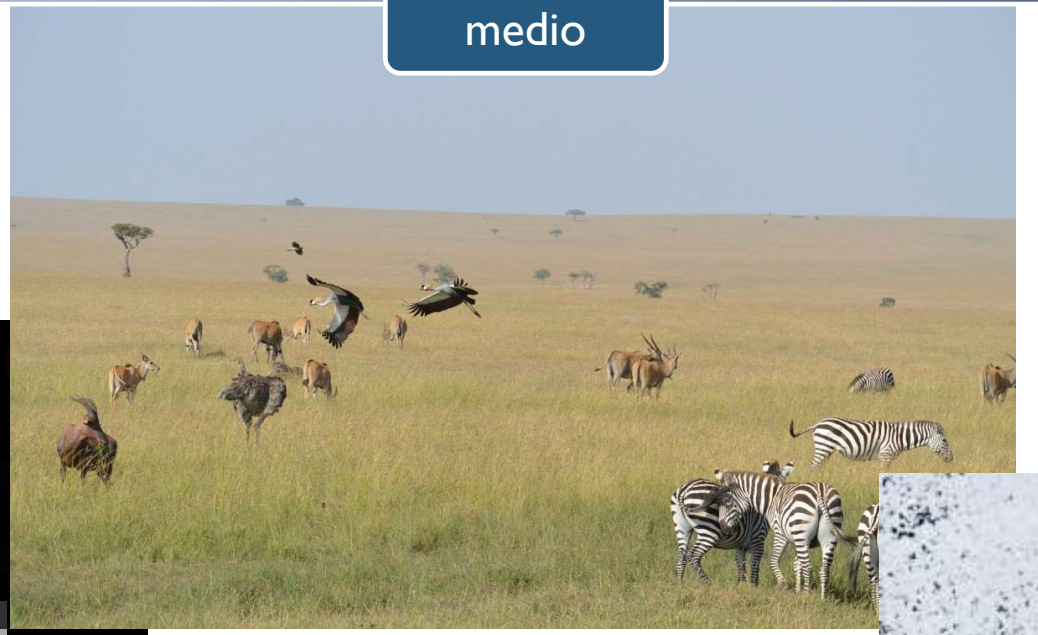
*«Parte di **informazione relativa al contenuto di un'immagine**, tipicamente relativa al possesso o meno di determinate caratteristiche»* (Wiki)

RIPRENDENDO LE IMMAGINI PRECEDENTI…

basso



medio



alto

FEATURE DI BASSO LIVELLO

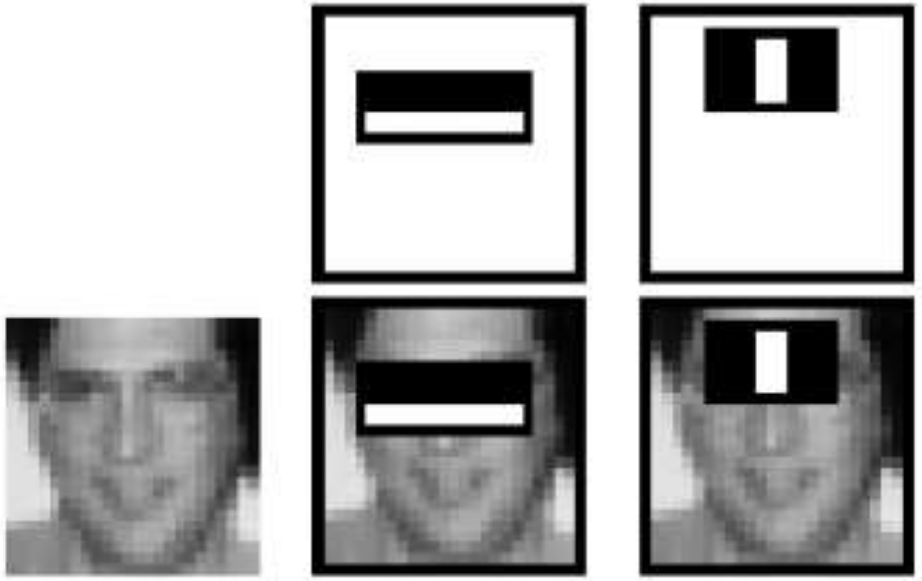
- Colore
- Bordi
  - Linee
  - Curve
  - Orientamento

COMBINAZIONE DI FEATURE

- La combinazione di feature di basso livello permette di ottenere feature di livello più alto.
- Esempio:

UN ESEMPIO PIÙ «ACCADEMICO»

Riconoscimento di volti (Viola & Jones)



FEATURE DETECTION

- Feature detection → RICONOSCIMENTO DI CARATTERISTICHE
- Compito estremamente difficile per un computer
- Storicamente conseguito (con risultati «altalenanti») tramite l'utilizzo di FILTRI & CORRELAZIONE / CONVOLUZIONE

LAVAGNA INTERATTIVA: CORRELAZIONE

FILTRO MEDIO («BOX»)

- Il filtro medio utilizza un kernel quadrato di lato n (dispari)
- Ogni elemento del kernel è $^1/_{n^2}$

IL FILTRO MEDIO (2)

- Il filtro medio ha come risultato quello di sostituire il pixel centrale con la media del suo vicinato
- Maggiore è la grandezza del filtro, maggiore è l'«**effetto media**», che risulta in una **sfocatura**

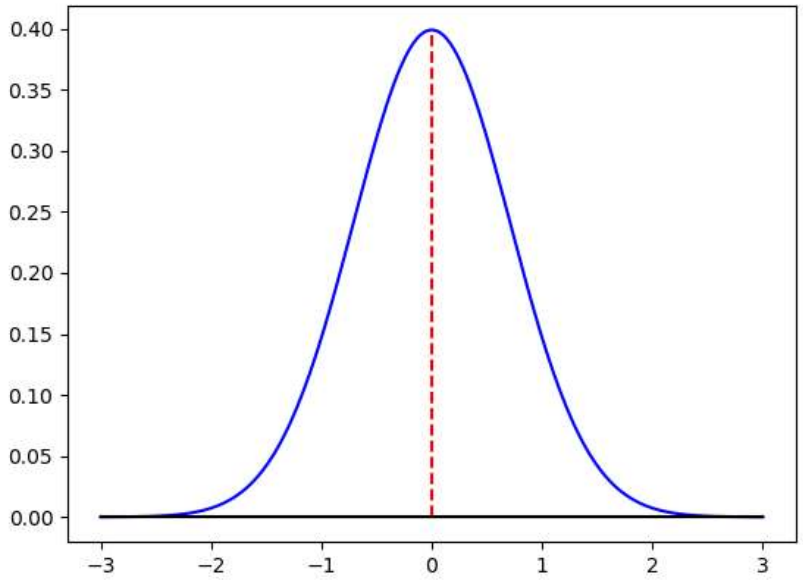
Filtro 5x5

Filtro 11x11

IL FILTRO GAUSSIANO (II)

- Il filtro box è un rudimentale filtro per la sfocatura e la **riduzione del rumore o del dettaglio**
- La riduzione del rumore è fondamentale specialmente nelle immagini vecchie o rovinate
- Il problema con il filtro box è che tutti i pixel interessati vengono pesati in maniera uguale

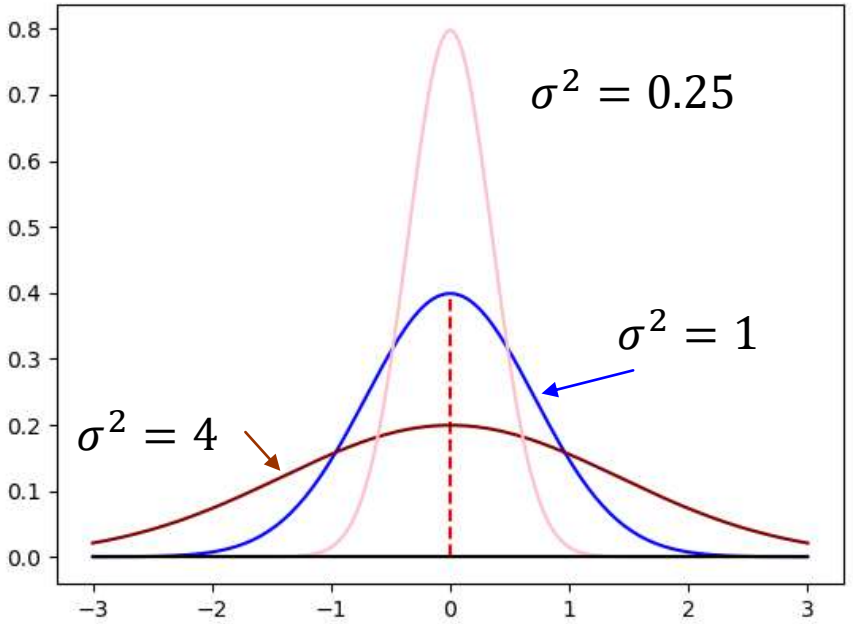
IL FILTRO GAUSSIANO (II)



La funzione gaussiana (o normale) standard è una funzione «a campana» in cui lo zero ha un valore molto elevato, e quest'ultimo decresce dolcemente fino a quasi assestarsi verso lo zero.

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{\frac{-x^2}{\sigma^2}}$$

Il parametro σ^2 («varianza») governa l'ampiezza della curva

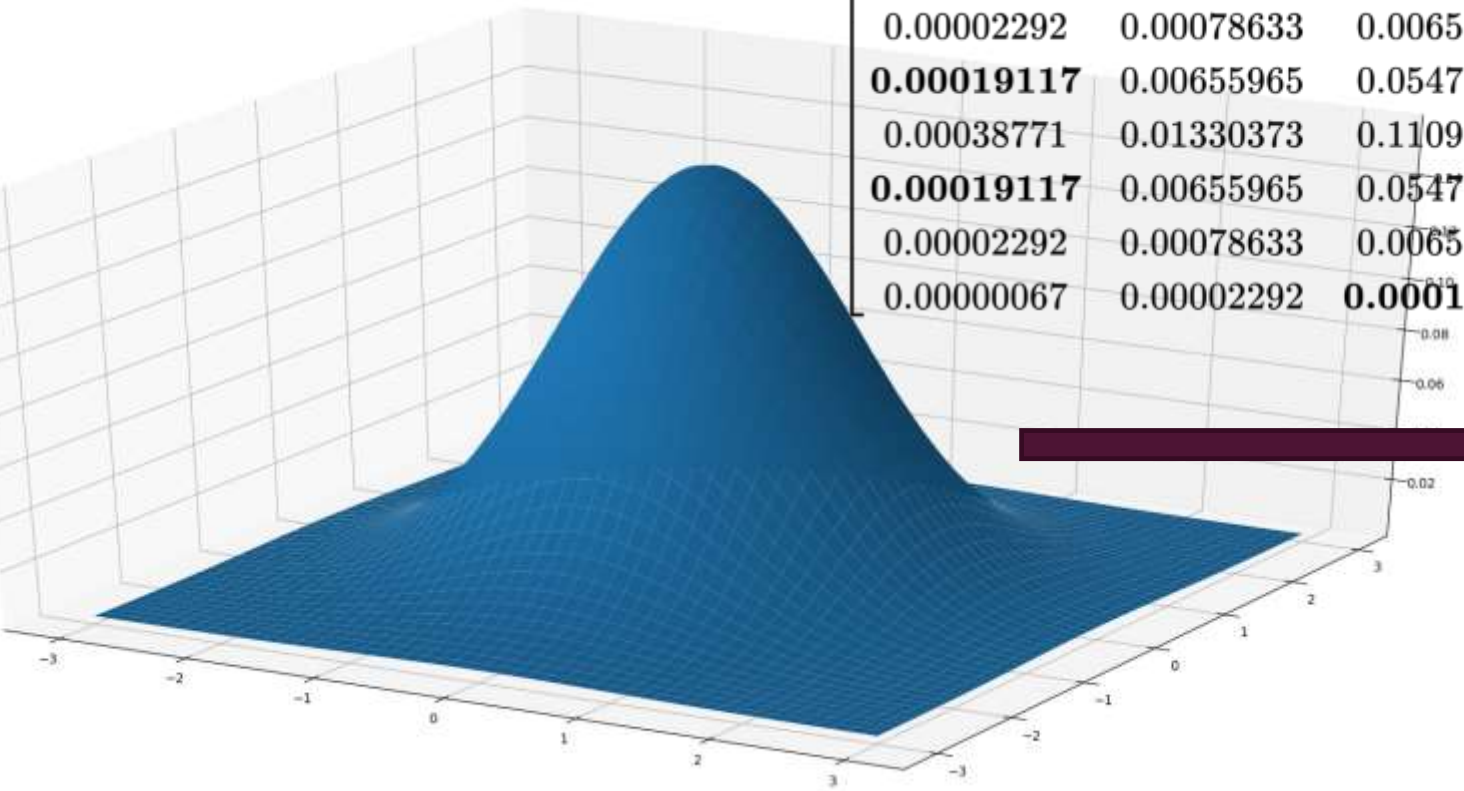


IL FILTRO GAUSSIANO (III)

Il filtro gaussiano può essere esteso alle tre dimensioni in maniera molto intuitiva

$\sigma^2 \approx 0.7071$

0.00000067	0.00002292	**0.00019117**	0.00038771	**0.00019117**	0.00002292	0.00000067
0.00002292	0.00078633	0.00655965	0.01330373	0.00655965	0.00078633	0.00002292
0.00019117	0.00655965	0.05472157	0.11098164	0.05472157	0.00655965	**0.00019117**
0.00038771	0.01330373	0.11098164	**0.22508352**	0.11098164	0.01330373	0.00038771
0.00019117	0.00655965	0.05472157	0.11098164	0.05472157	0.00655965	**0.00019117**
0.00002292	0.00078633	0.00655965	0.01330373	0.00655965	0.00078633	0.00002292
0.00000067	0.00002292	**0.00019117**	0.00038771	**0.00019117**	0.00002292	0.00000067



IL FILTRO GAUSSIANO (IV)

$\sigma^2 = 1$

$\sigma^2 = 4$

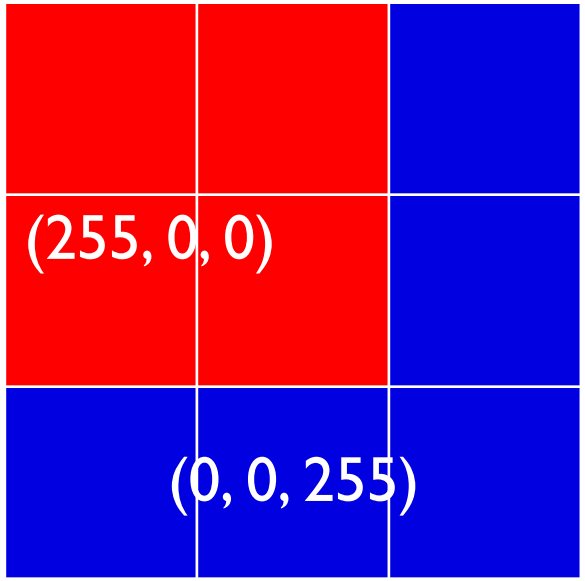
IL FILTRO GAUSSIANO (IV)

In linea di massima, funziona anche con un'immagine a colori

$\sigma^2 = 4$

DOMANDA

In linea di massima, ci possono essere problemi nell'applicazione del filtro medio ad un'immagine a colori?

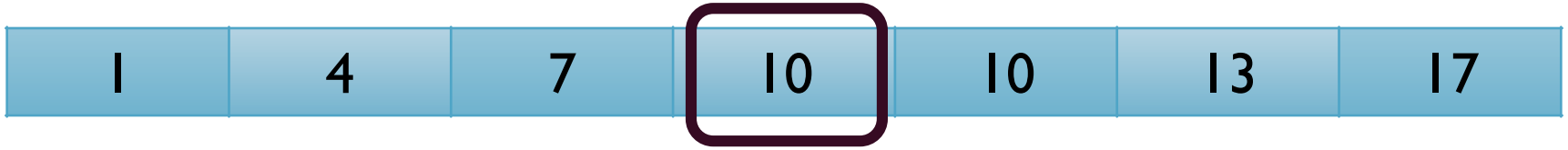


$\frac{225 \cdot 4 + 0 \cdot 5}{9} = 113$ $\frac{0 \cdot 4 + 0 \cdot 5}{9} = 0$ $\frac{0 \cdot 4 + 255 \cdot 5}{9} = 142$

(113, 0, 142)

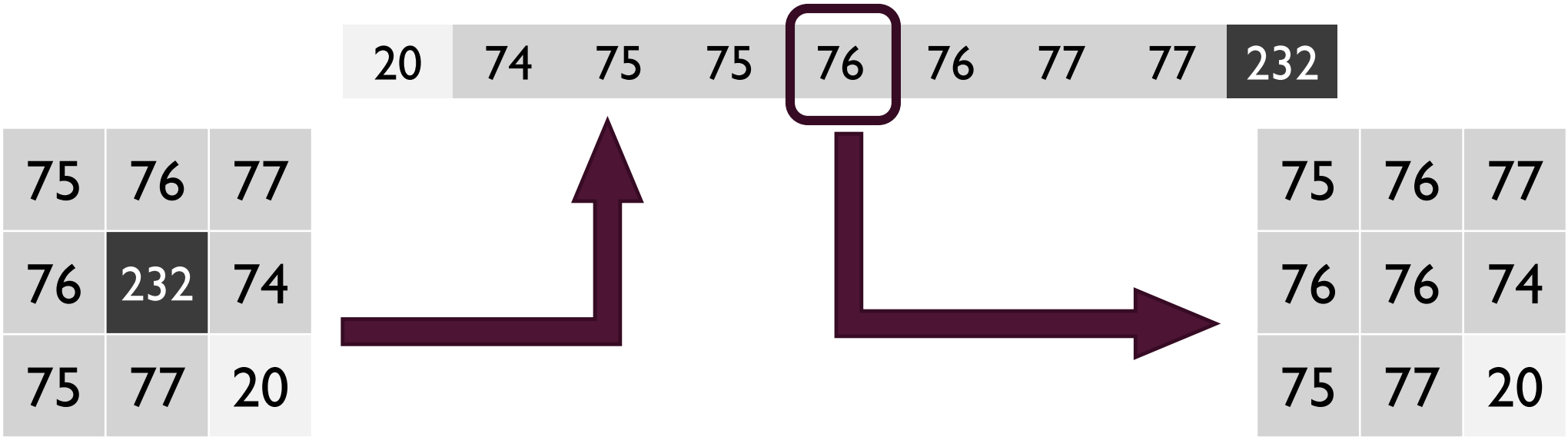
FILTRO MEDIANO (I)

- Mediana: dato un insieme di n **punti ordinati** (n dispari), la mediana è il punto che si trova in posizione $\left\lceil \frac{n}{2} \right\rceil$



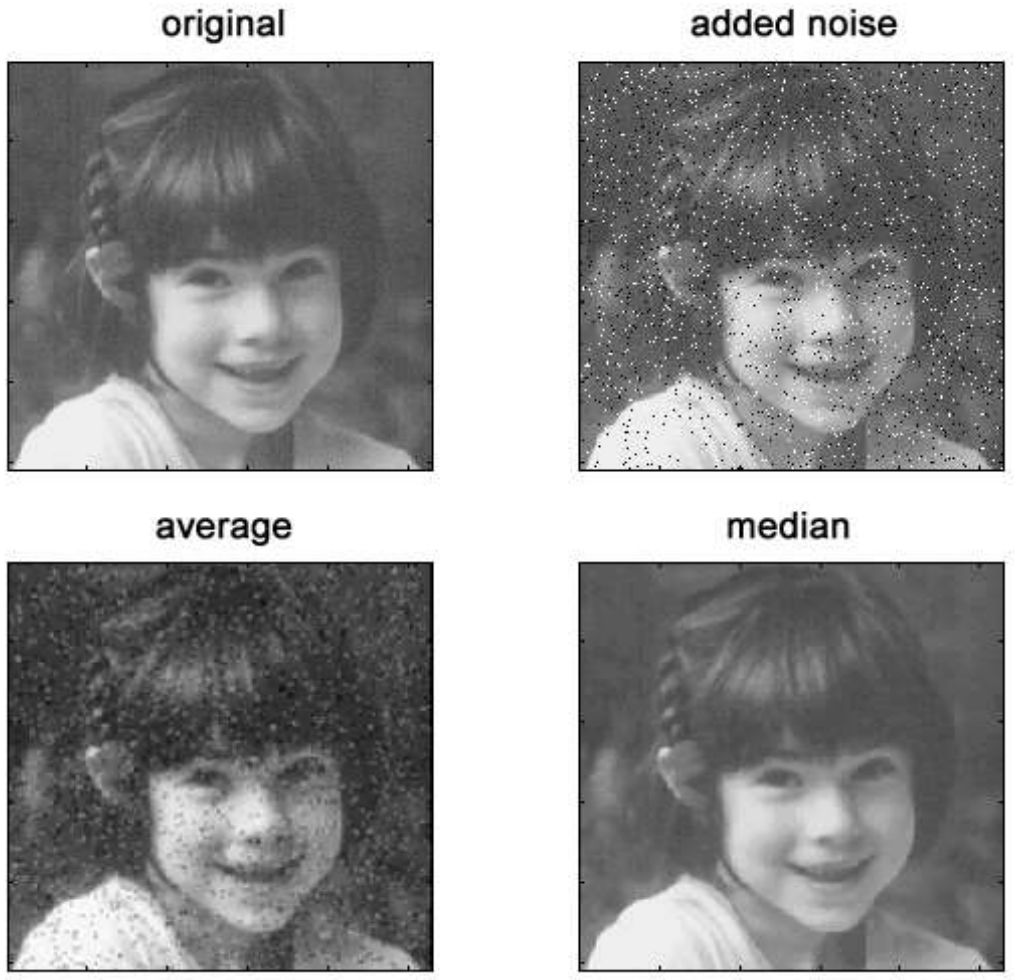
FILTRO MEDIANO (II)

- Il filtro mediano sostituisce il valore mediano dei pixel all'interno della finestra



FILTRO MEDIANO (III)

- Data la capacità della mediana di **isolare i *valori eccezionali* («outlier»)** all'interno di un insieme di punti, è particolarmente indicato per eliminare piccoli disturbi o impurità dalle immagini
- Il suo effetto risulta essere particolarmente più *morbido* rispetto ad un filtro medio



Credits: Terry Arden, Imi3d.com

EDGE DETECTION

- Traducibile con **«riconoscimento dei bordi»**
- Un bordo è un segmento/un arco in cui vi è un **repentino cambio di intensità**

Il bordo rappresenta uno degli esempi più basilari di ***feature di basso livello***

FILTRO DI SOBEL

- Filtraggio in due passaggi

$\star$

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

$= G_x \longrightarrow \sqrt{G_x^2 + G_y^2} =$

$\star$

-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

$= G_y$

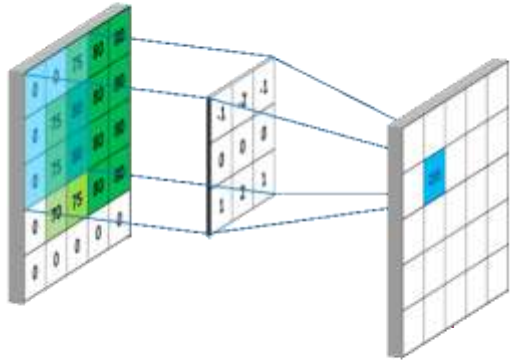
Nota: a volte un eccesso di dettaglio (es. risoluzione troppo alta) può causare un **eccesso di bordi** come risposta del filtro di Sobel. Usualmente è necessario **filtrare preventivamente l'immagine con un filtro gaussiano** per ridurre il dettaglio.

EDGE DETECTION (II)

- Nel frattempo, sono stati sviluppate altre varianti di edge detection molto più performanti, non trattate per complessità
- Es. Canny Edge Detector (1986)

RIASSUMENDO

- «Feature» può essere tradotto come «caratteristica» di un'immagine
- È una **parte d'informazione** dell'immagine **utile al conseguimento di un determinato compito**
- Feature detection = Riconoscimento di caratteristiche
- Compito difficile
- Storicamente conseguito grazie all'applicazione di filtri tramite correlazione
- Correlazione = sostituzione di ogni pixel tramite una «media» dei pixel vicini
- Si può pensare come una «finestrella» che spazza l'immagine pixel per pixel
- I filtri possono avere vari effetti: riduzione del dettaglio, evidenziazione dei bordi, rimozione rumore…



MOMENTO INTERATTIVO (II) – FILTRI INTERATTIVI

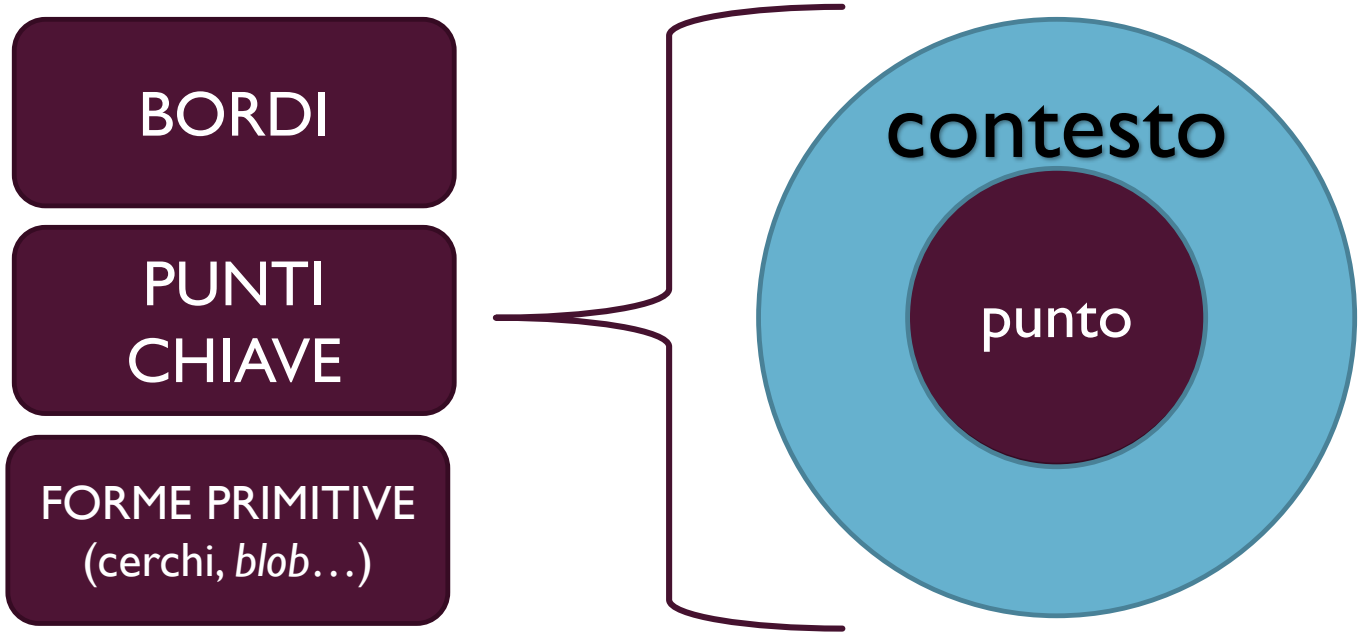
- https://mzullich.shinyapps.io/filters/

FEATURE DETECTION (APPLICAZIONE)

- Obiettivo ideale: riconoscere oggetti simili in immagini diverse
  - Differente orientamento
  - Differente illuminazione
  - Differente contesto
  - …

IL PUNTO CHIAVE

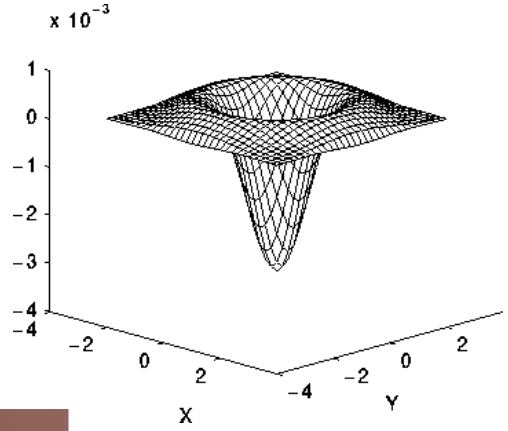
- Per permettere il riconoscimento di **oggetti complessi**, operiamo una **decomposizione in caratteristiche (feature) semplici**



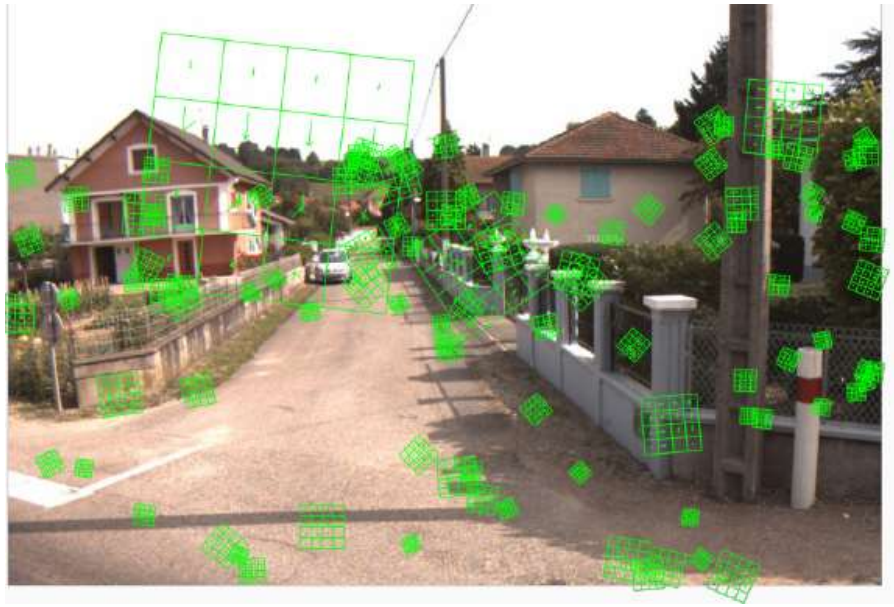
SIFT (I)

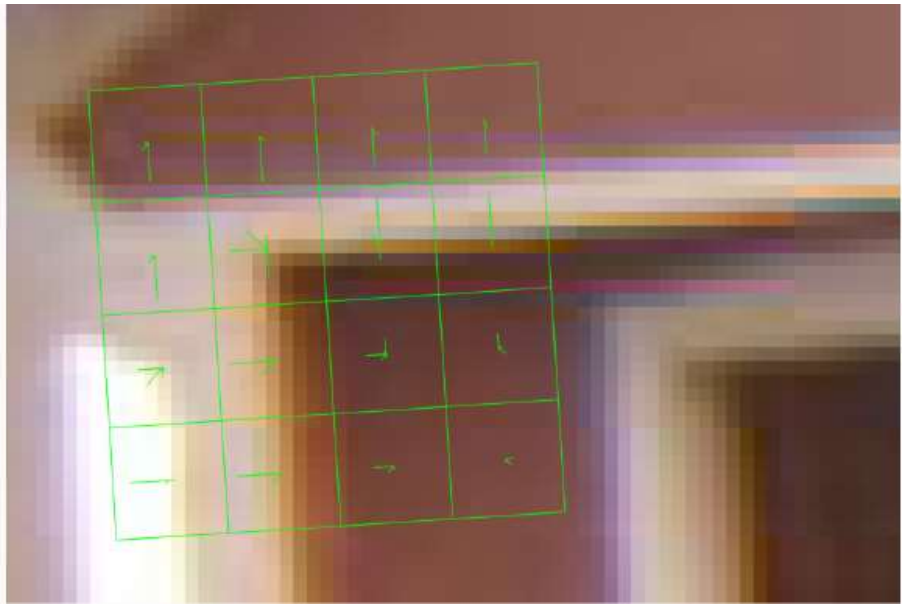
- Acronimo di **Scale Invariant Feature Transform**
- **Scale Invariant** = *Invarianza alla scalatura*
- (ES. Sobel → può dare risultati non univoci in base alla risoluzione o scala di un oggetto)
- SIFT si rende **invariante** alla scala:
- Indipendentemente dalla grandezza dell'oggetto nell'immagine e dalla risoluzione di questa, i punti chiave dell'oggetto identificati da SIFT saranno sempre gli stessi

SIFT (II)



- Basato sul **riconoscimento dei blob**
- A cui viene aggiunto un **descrittore numerico** del vicinato del punto





APPLICAZIONE DI SIFT (I)

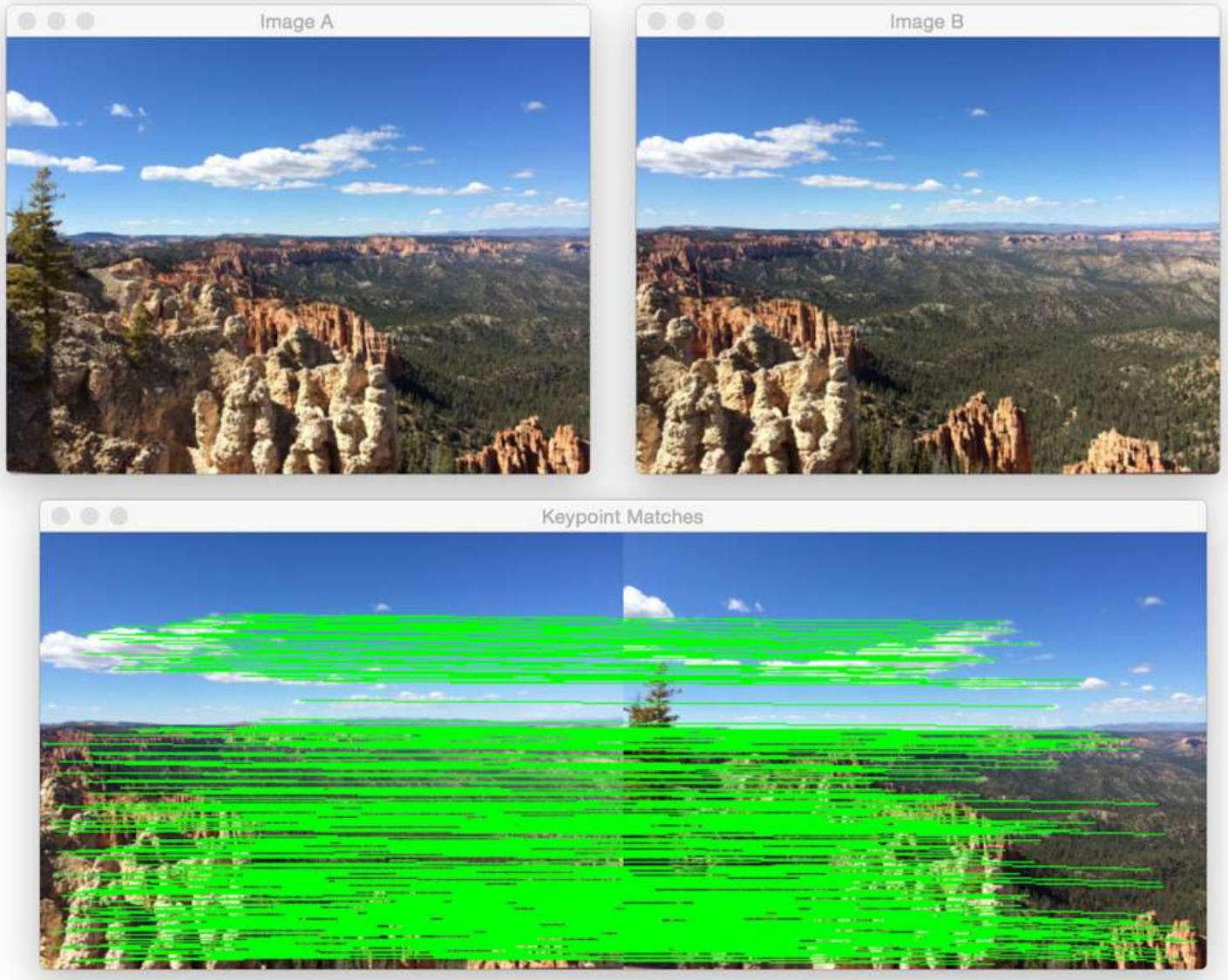
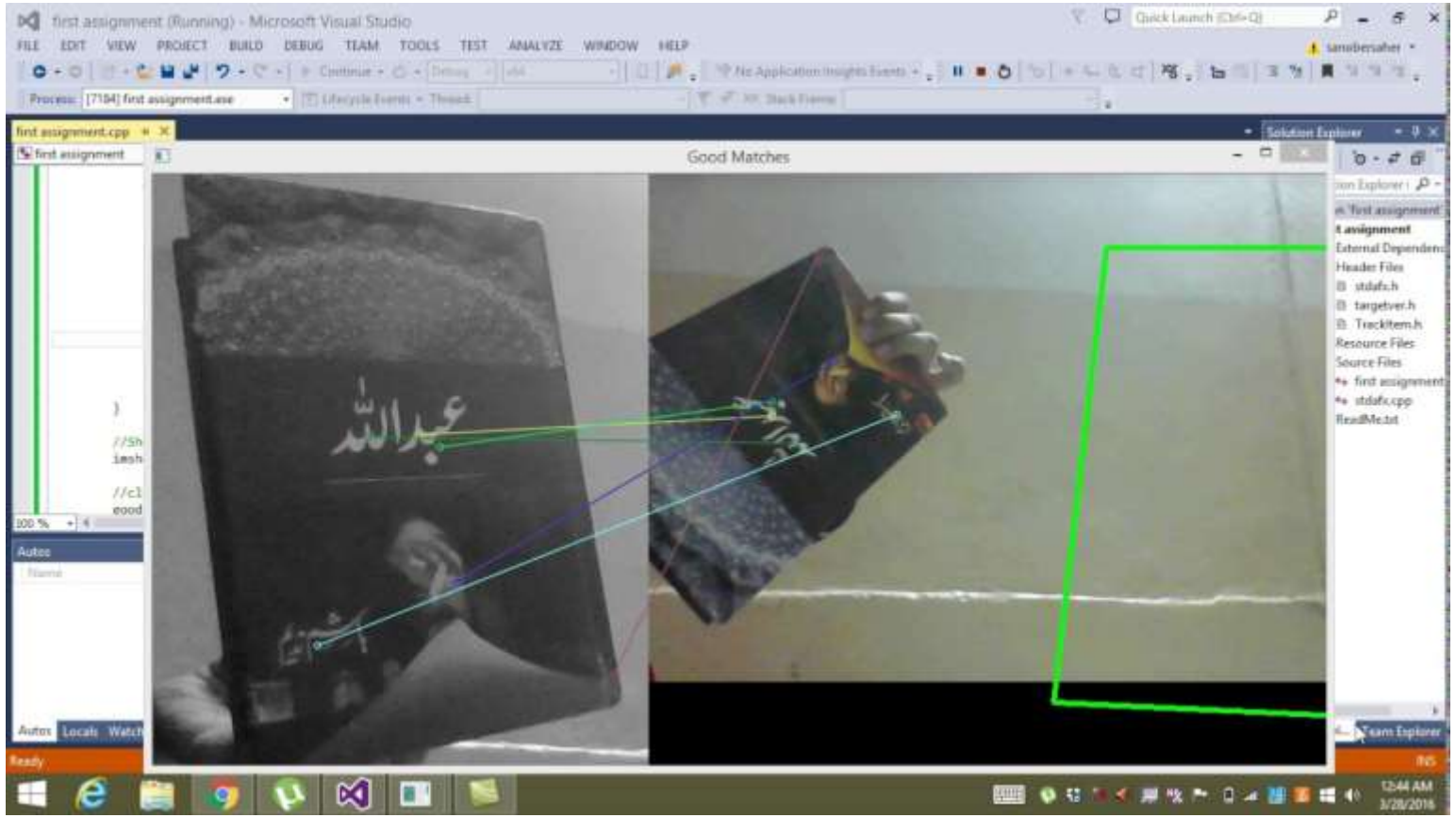


IMAGE STITCHING

Source: https://www.pyimagesearch.com/wp-content/uploads/2016/01/bryce_match_01-1024x814.jpg

APPLICAZIONE DI SIFT (III)



- Object tracking («Tracciamento di oggetti»)

Source: https://i.ytimg.com/vi/q7_BhXeWv6I/maxresdefault.jpg

RIASSUMENDO

- Partendo dai filtri, è possibile progettare in maniera intelligente degli algoritmi per il riconoscimento di caratteristiche
- Idealmente, vorremmo che un oggetto venga riconosciuto indipendentemente dalle condizioni di illuminazione, dall'orientamento, dalla vicinanza/lontananza dall'obiettivo
- Si può riconoscere un oggetto identificando **punti chiave** di quest'ultimo
- SIFT identifica punti chiave basandosi sui blob
- E ne descrive il «vicinato»
- Il modo in cui SIFT è progettato, permette di identificare i pt. chiave indipendentemente dalla grandezza dell'oggetto

.03

Dal modello lineare alla rete neurale

IL DATASET

Unità (Statistiche)
Osservazioni

Variabili

Unità	Altezza (cm)	Peso (kg)	Età (anni)	Sesso
1	175	70	21	M
2	167	58	24	F
3	182	72	22	M
4	177	81	45	M
5	174	64	30	F
6	162	53	37	F
…				
n	178	60	19	F

- Potrei chiedermi se esiste una legge che governa la relazione fra due o più variabili
- Es: *il peso e l'altezza sono in qualche modo collegati?*
- → *Posso in qualche modo prevedere il peso data l'altezza?*
- *Con che sicurezza / precisione posso formulare la precisione?*

RELAZIONE LINEARE

- Il collegamento più semplice a cui posso pensare è la **relazione lineare** fra le due variabili
- *Il peso è determinato dall'altezza, moltiplicata per un determinato **valore fisso**, più un eventuale **ammontare fisso** indipendente dall'altezza*

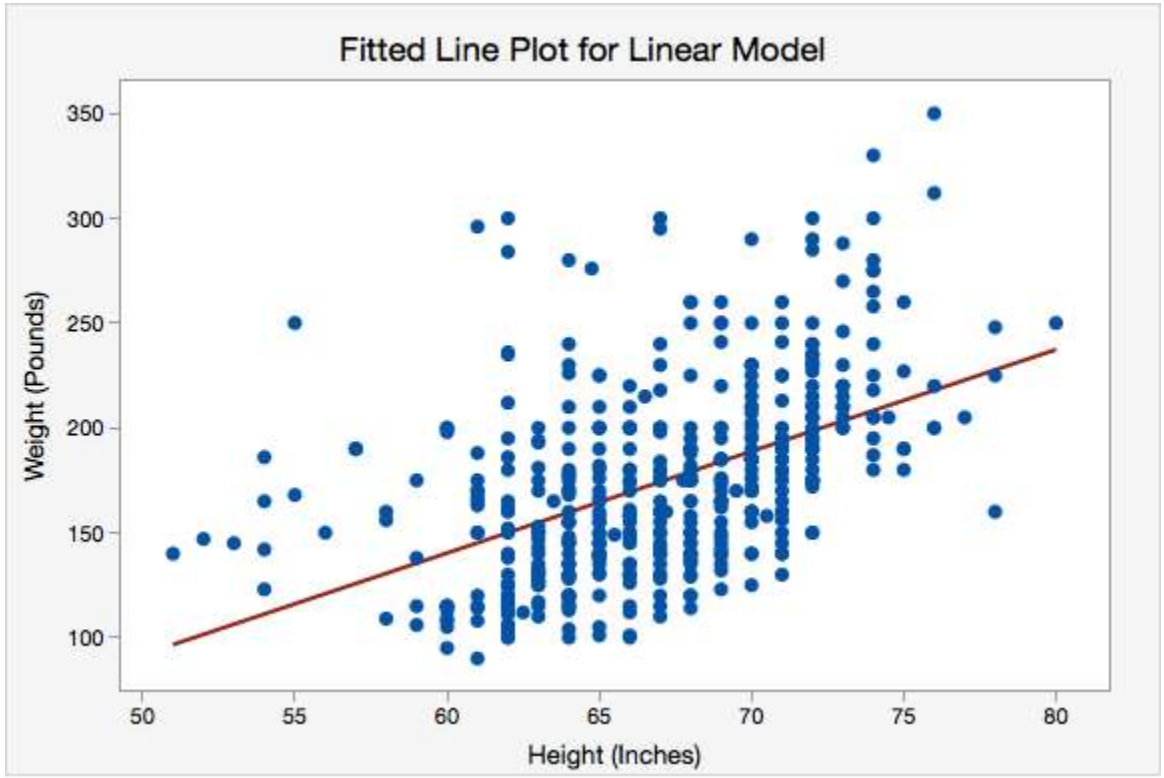
Intercetta

Coefficiente angolare

$$Peso = m \cdot altezza + q$$

Responso Covariata/e

RELAZIONE LINEARE (GRAFICO)



https://online.stat.psu.edu/stat200/sites/stat200/files/inline-images/HeightWeight.png

LA FUNZIONE DI PERDITA / ERRORE

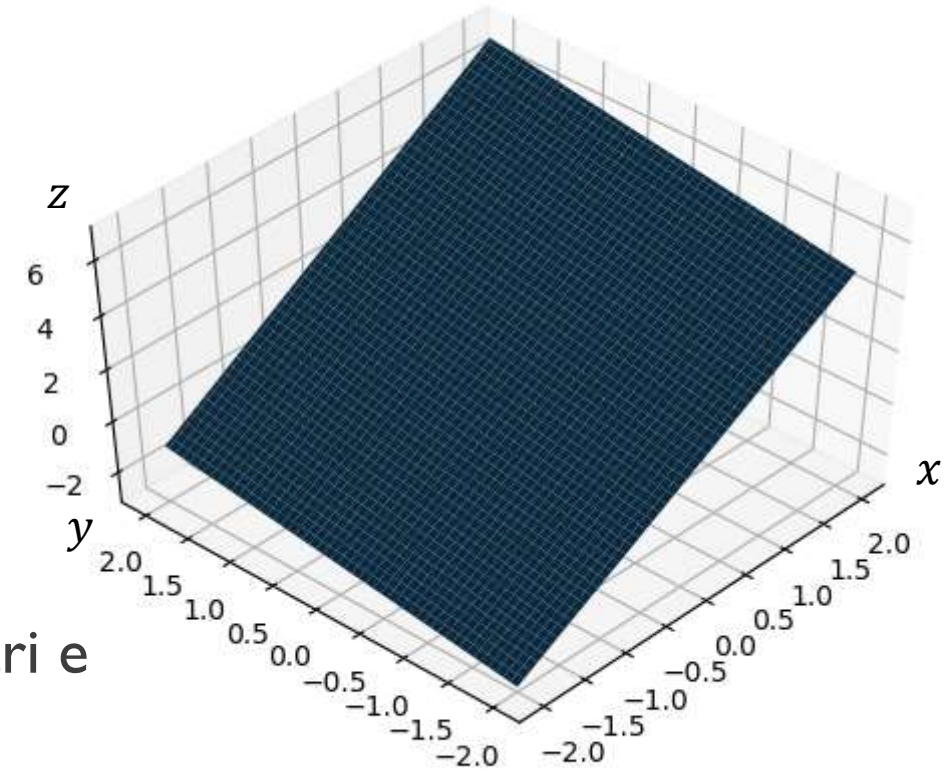
- Devo scegliere un criterio per determinare la retta
- Se i punti non sono allineati, andrò sempre incontro ad un errore scegliendo una retta piuttosto che un'altra
- Idea: voglio **minimizzare** questo errore
- E voglio che gli errori più *gravi* vengano penalizzati più *gravemente*
- **Es. ERRORE QUADRATICO**

$$\mathcal{L}(y, \hat{y}) = (y_1 - \hat{y}_1)^2 + \ \ldots + (y_n - \hat{y}_n)^2 \ = \sum_{i=1}^{n} (y_n - \hat{y}_n)^2$$

RELAZIONE LINEARE A PIÙ VARIABILI

- Posso aggiungere ulteriori variabili per determinare il peso di una persona
- $Peso = m_1 \cdot altezza + m_2 \cdot eta + q$
- Il significato geometrico non cambia
- Ora ho tre dimensioni (altezza, età, peso)
- La retta in 2D equivale ad un piano in 3D
  - Il piano è determinato dai due coefficienti angolari e dalla quota

$$z = 2x + \frac{1}{2}y + 2$$

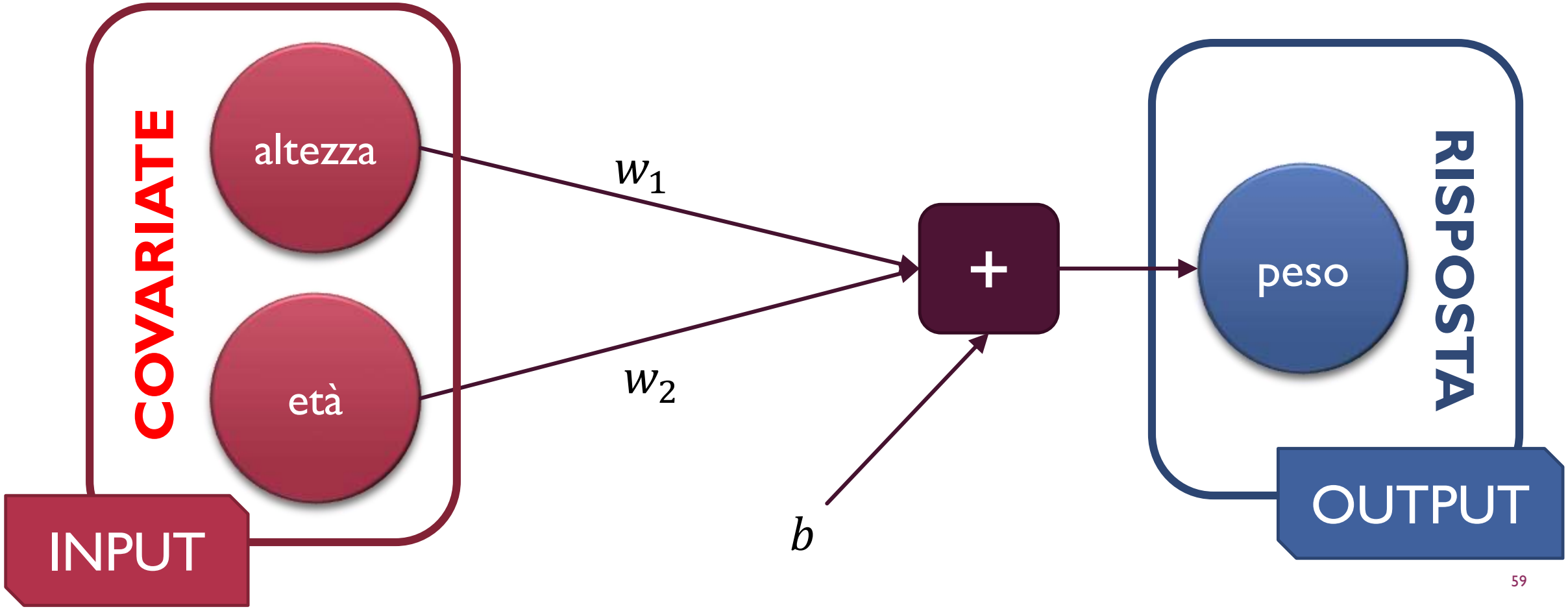


NOZIONI E NOMENCLATURA

- Modello lineare generico: $y = m_1 \cdot x_1 + \cdots + m_p \cdot x_p + q$
- In statistica, usualmente non si utilizzano i simboli m_i e q per indicare la pendenza e l'intercetta della retta
- Per i coefficienti di pendenza delle singole covariate, si usa β_i o w_i, per la quota β_0 o b.
- $y = b + w_1 \cdot x_1 + \cdots + w_p \cdot x_p$
- La somma $w_1 \cdot x_1 + \cdots + w_p \cdot x_p$ viene chiamata **somma pesata** o **combinazione lineare** di $x_1, \ldots, x_p$ e i coefficienti $w_1, \ldots, w_p$ sono detti **pesi**
- La quota b la chiameremo **bias**

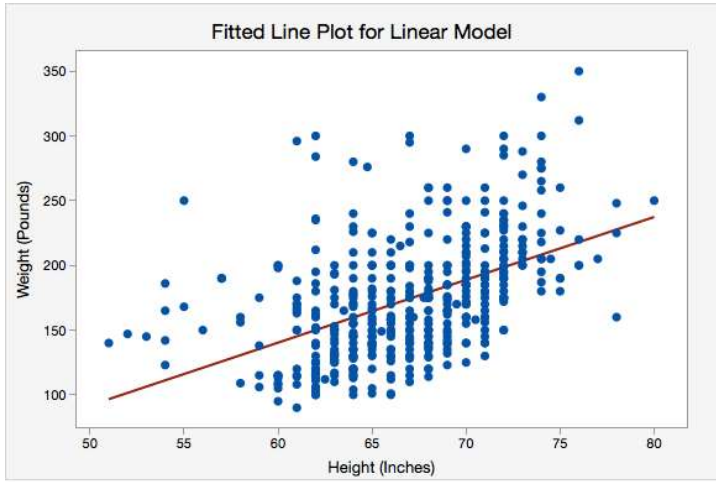
RAPPRESENTAZIONE GRAFICA DEL MODELLO

$$peso = b + w_1 \cdot altezza + w_2 \cdot eta$$



RIASSUMENDO

- Voglio studiare la variazione di un fenomeno in dipendenza di una variabile
- Es. Peso in relazione ad altezza
- Posso pensare ad una relazione lineare:
- $Peso = m \cdot altezza + q$
- La retta viene costruita in modo tale da "passare in maniera ottimale" attraverso i vari punti
- La retta "ottima" minimizza una funzione $\mathcal{L}$ detta errore o Perdita
- $\mathcal{L}$ aumenta all'aumentare della distanza fra retta e punti
- $y = w_1 x_1 + \cdots + w_p x_p + b$



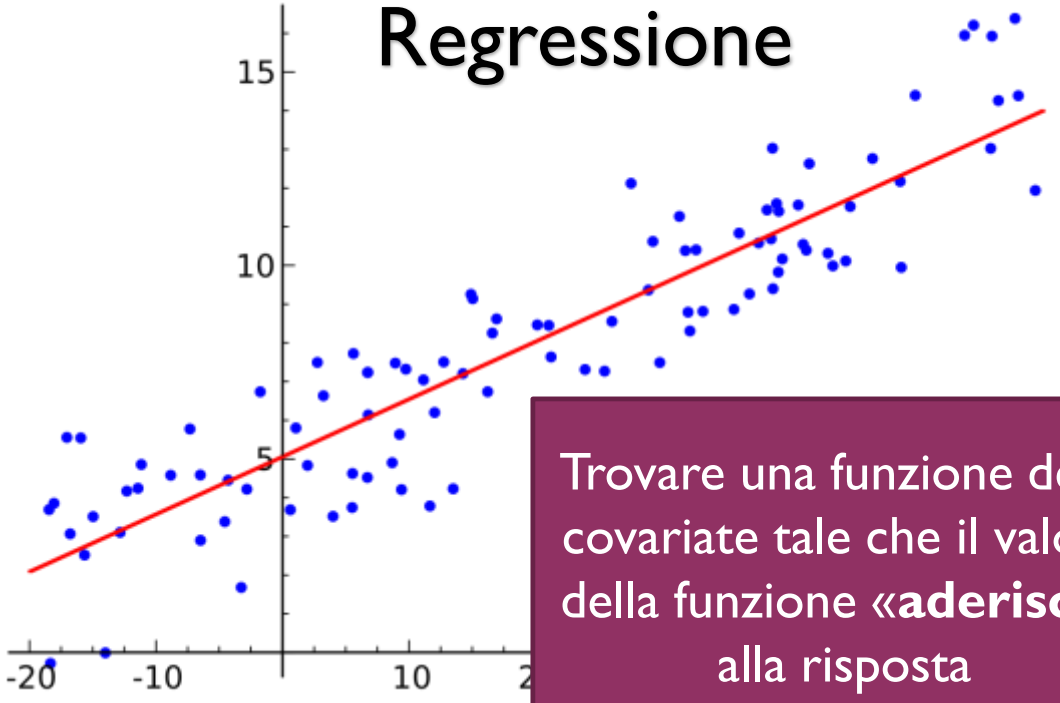
CLASSIFICAZIONE

- Finora abbiamo visto casi in cui il responso è un numero reale
  - REGRESSIONE
- Potremmo avere casi in cui il responso è una categoria
  - Es. determinare se in un'immagine è presente un GATTO o un CANE
  - CLASSIFICAZIONE

REGRESSIONE VS. CLASSIFICAZIONE

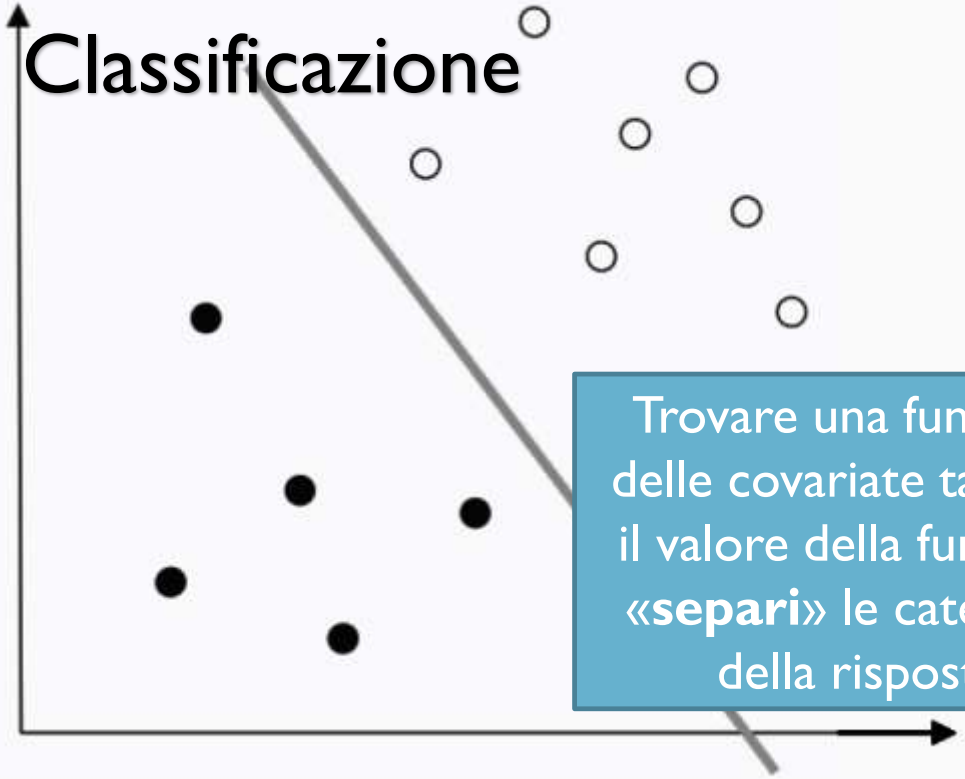
Trovare una funzione che metta in relazione la risposta e le covariate

Regressione



Trovare una funzione delle covariate tale che il valore della funzione «**aderisca**» alla risposta

Classificazione



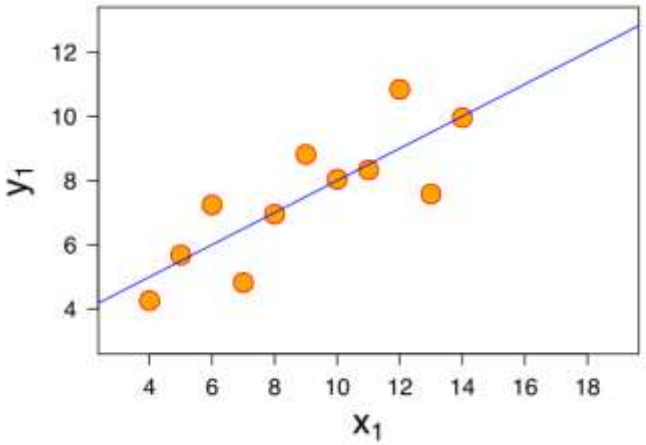
Trovare una funzione delle covariate tale che il valore della funzione «**separi**» le categorie della risposta

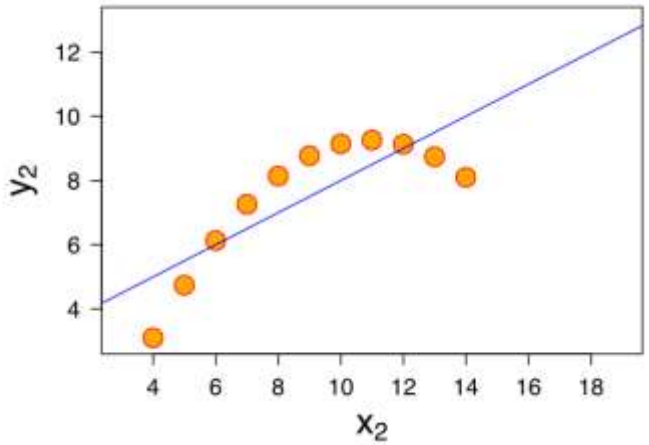
Credits: By Sewaqu - Own work, Public Domain, https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=11967659

RELAZIONI NON-LINEARI

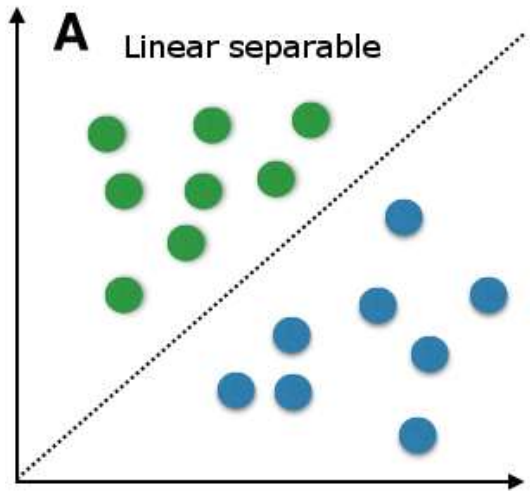
- I modelli lineari sono fra i modelli più studiati della statistica e del *machine learning*
- I modelli lineari hanno garanzie teoriche sulla precisione e sull'affidabilità dei propri risultati
- Problema: una grandissima parte delle relazioni fra fenomeni del mondo reale è altamente **non-lineare**
- … e in questi fenomeni è coinvolto un grandissimo numero di variabili

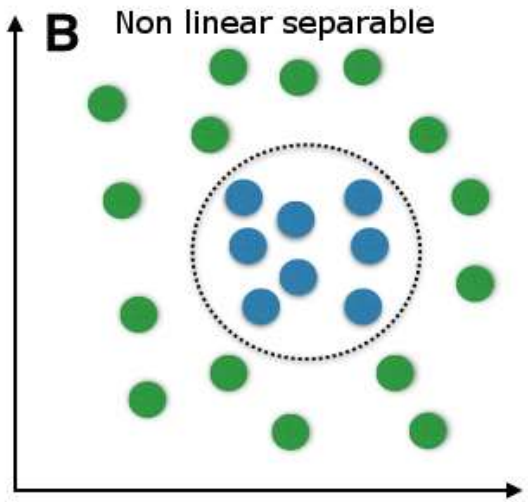
RELAZIONI NONLINEARI - GRAFICO





Regressione

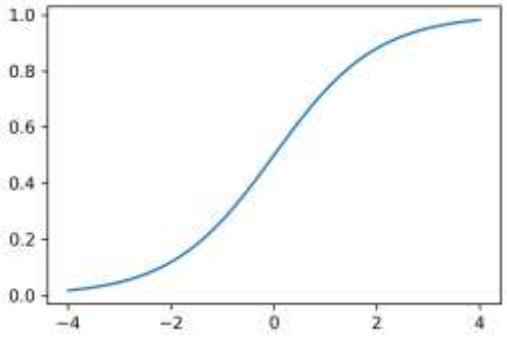




Classificazione

By Anscombe.svg: Schutz: Avenue - Anscombe.svg, CC BY-SA 3.0, https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=9838454
loonylabs.org

MODELLO NON-LINEARE (ESEMPIO)



Funzione di attivazione

$\sigma: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$

$$\boldsymbol{peso} = \boldsymbol{\sigma}(\boldsymbol{b} + \boldsymbol{w_1} \cdot \boldsymbol{altezza} + \boldsymbol{w_2} \cdot \boldsymbol{eta})$$

COVARIATE

altezza

età

INPUT

w_1

w_2

b

+

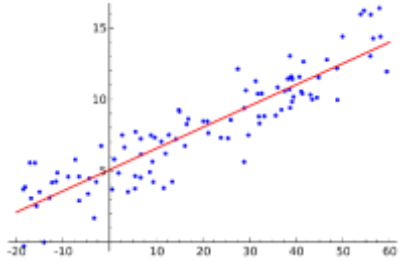
σ

peso

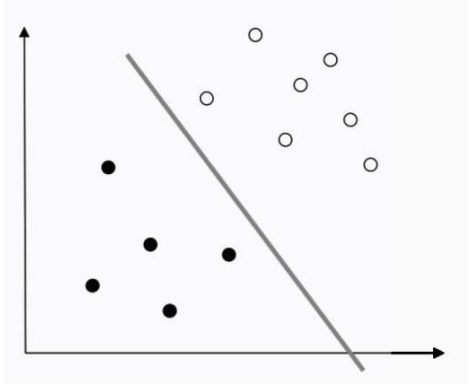
RISPOSTA

OUTPUT

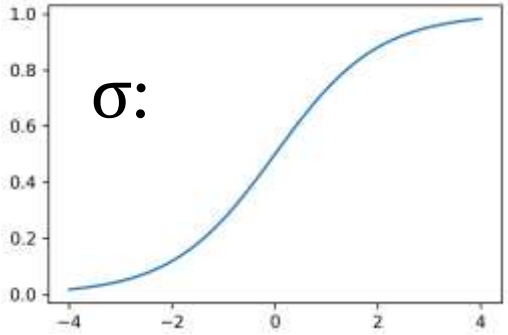
RIASSUMENDO



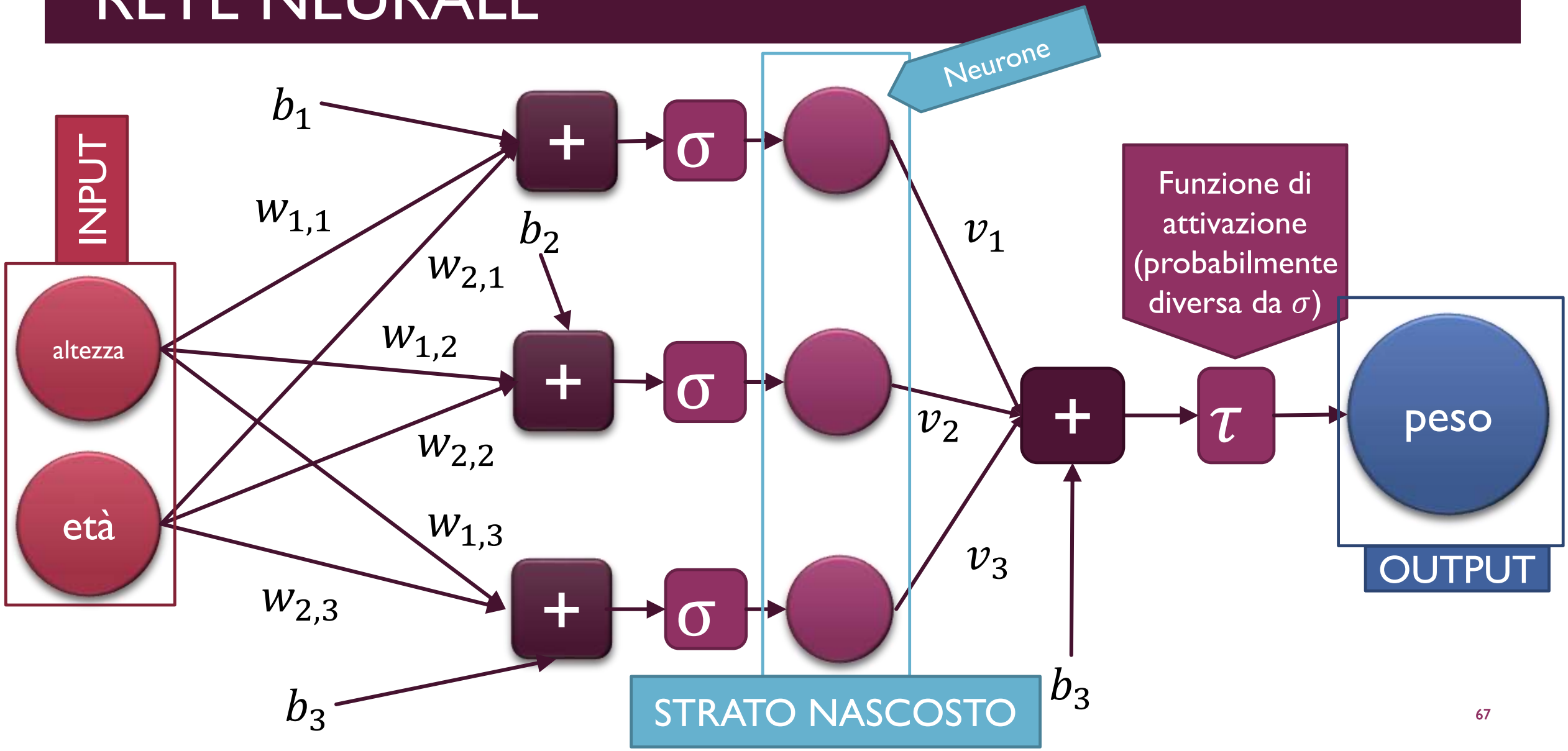
- Se la risposta assume valori continui, ho un problema di regressione (devo determinare la retta che «passa meglio» fra i punti)
- Se la risposta è di tipo categorico, ho un problema di classificazione (devo determinare la retta che «divide meglio» i punti)



- Es. di variabile di tipo categorico: Malattia SÌ / NO; Disturbo LIEVE / MEDIO / GRAVE
- Gran parte delle relazioni naturali è di tipo NON LINEARE
- È possibile modellare la relazione lineare in non-lineare aggiungendo una funzione non-lineare:
- $y = \sigma(w_1 x_1 + \cdots + w_p x_p + b)$



RETE NEURALE



RAFFIGURAZIONE PIÙ PROFESSIONALE

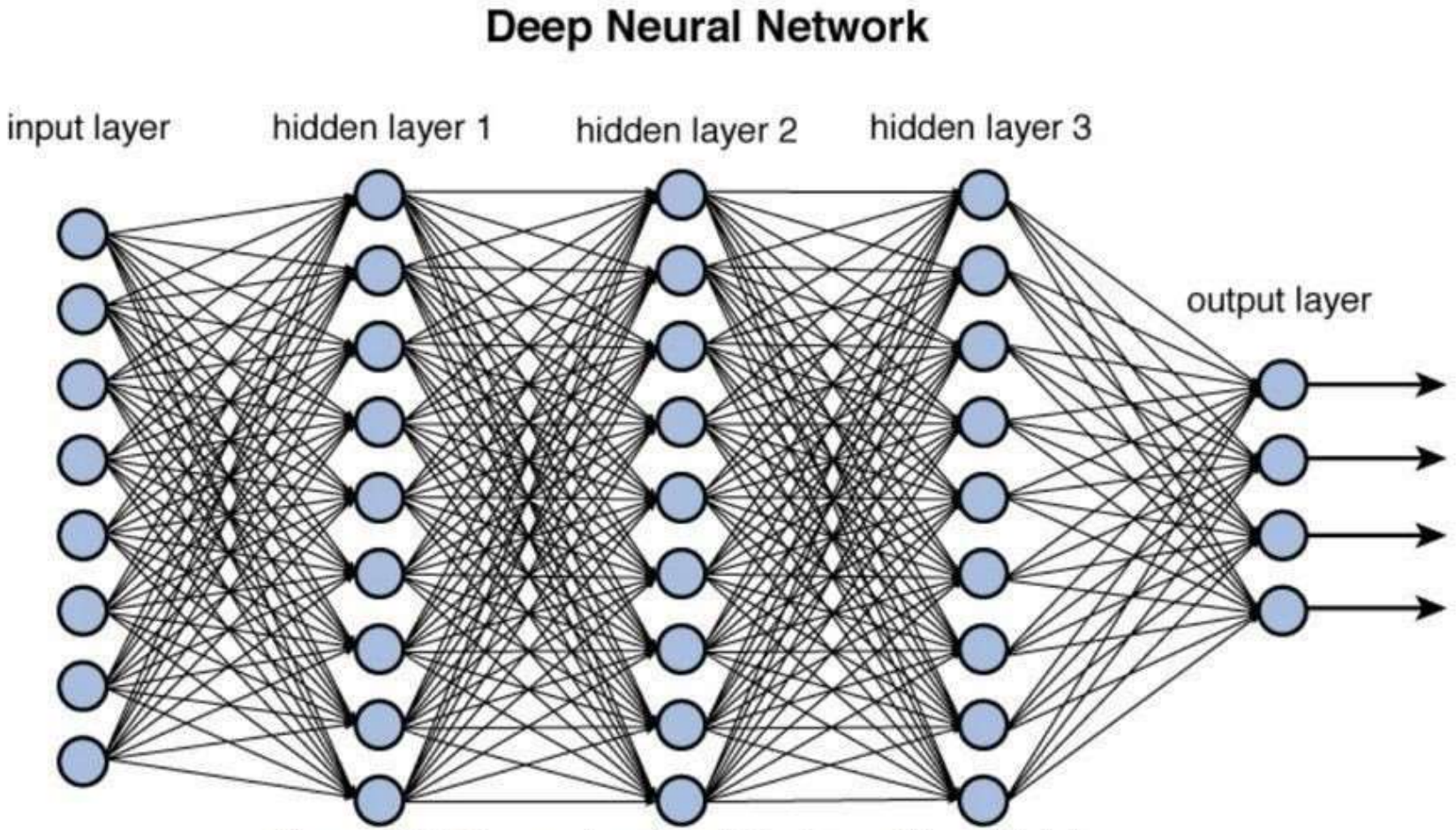


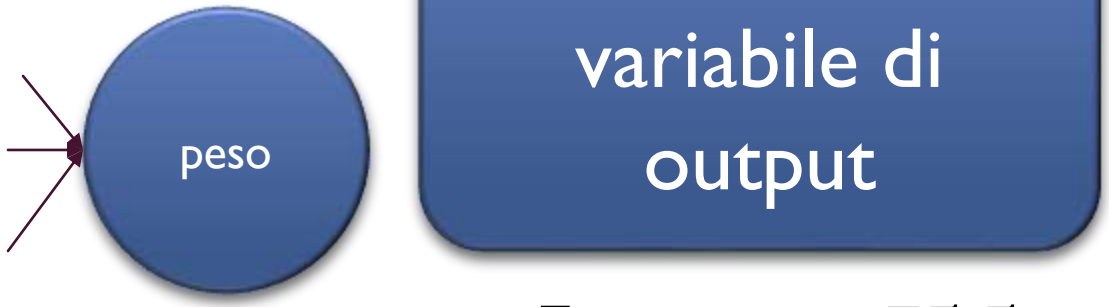
Figure 12.2 Deep network architecture with multiple layers.

Credits: towardsdatascience.com

RETE PER REGRESSIONE VS. CLASSIFICAZIONE

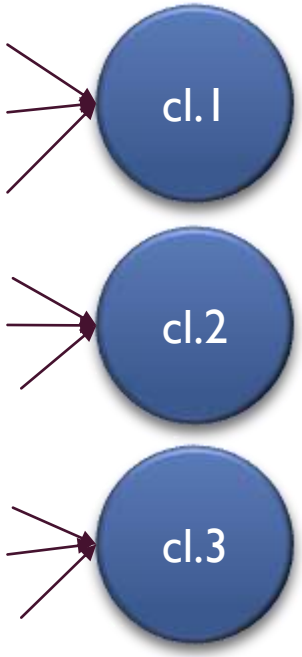
- Cambia solamente lo strato di output

REGRESSIONE



Es: $peso = 75{,}5$

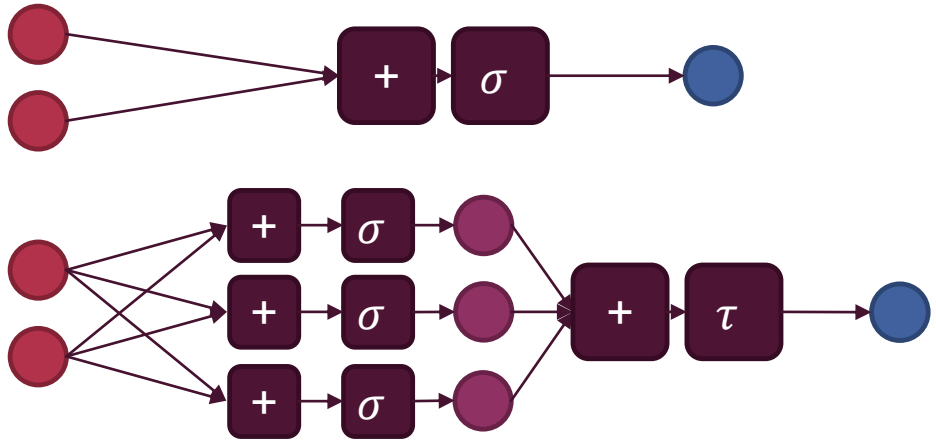
CLASSIFICAZIONE



Es: $\begin{cases} cl_1 = 0{,}85 \\ cl_2 = 0{,}45 \\ cl_3 = 0{,}91 \end{cases}$ → Assegno alla classe 3

RIASSUMENDO

- Espando la relazione non-lineare precedente
- Inframmezzando degli strati intermedi detti **strati nascosti**
- Ogni strato intermedio (e finale) ha la sua relazione non-lineare con la sua funzione di attivazione
- Il numero di strati intermedi è arbitrario
- Lo strato finale ha:
  - 1 neurone in caso di regressione
  - c neuroni in caso di classificazione (c = nr. Classi)



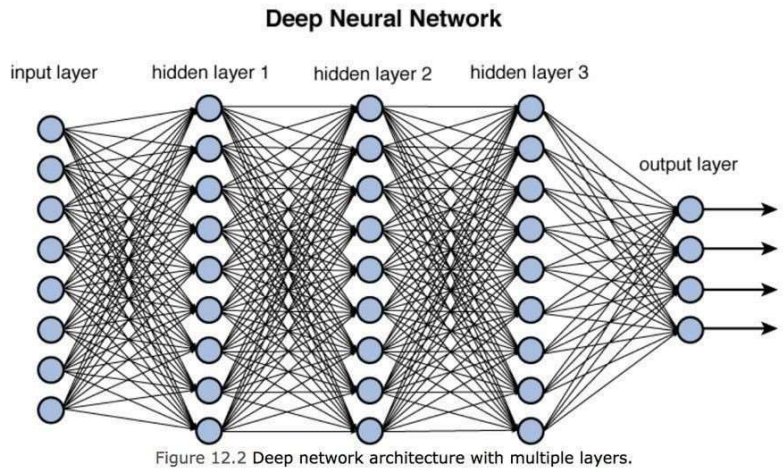


Figure 12.2 Deep network architecture with multiple layers.

CLASSIFICAZIONE DI IMMAGINI

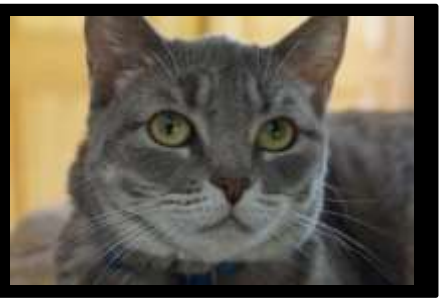
- Le reti in assoluto più comuni sono quelle progettate per la classificazione di immagini

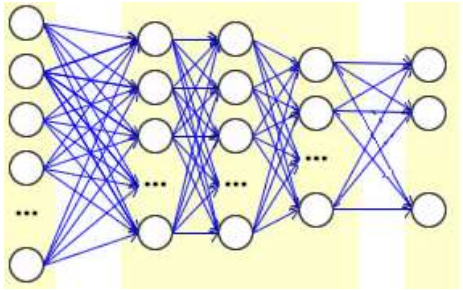
CANI

GATTI

PESCI

NUOVA IMMAGINE





$$\begin{cases} cane = 0{,}65 \\ gatto = 0{,}94 \\ pesce = 0{,}22 \end{cases}$$

È un gatto!

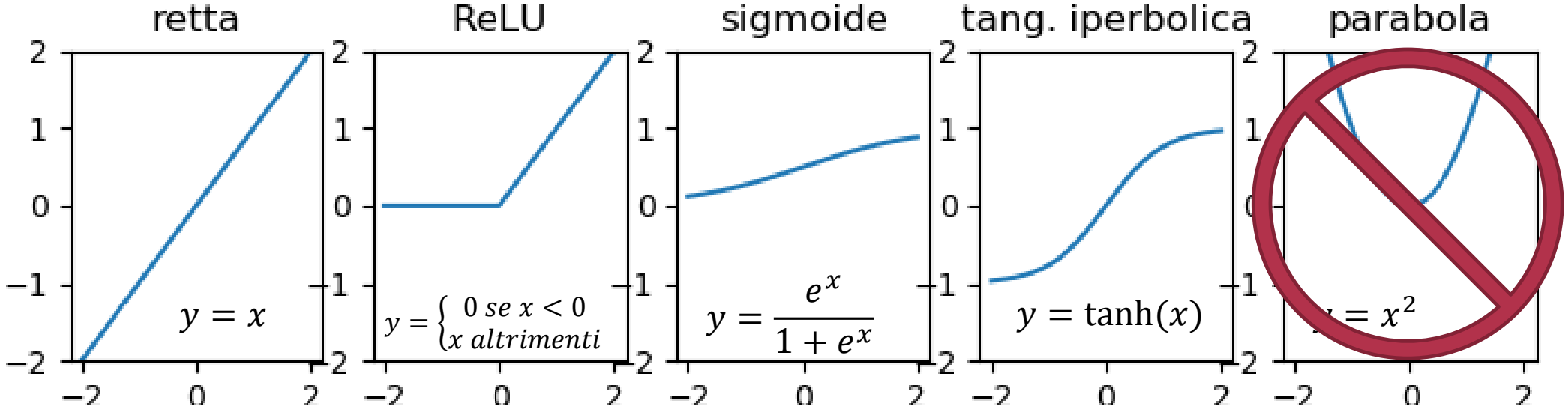
MOMENTO INTERATTIVO II

.04

Approfondimenti sulle tecniche delle reti neurali

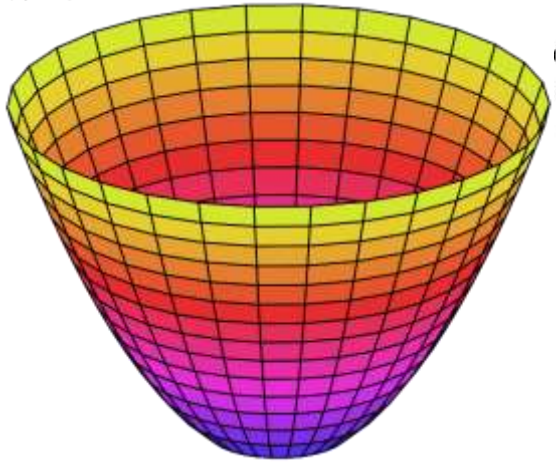
APPROFONDIMENTO I – FZ. DI ATTIVAZIONE

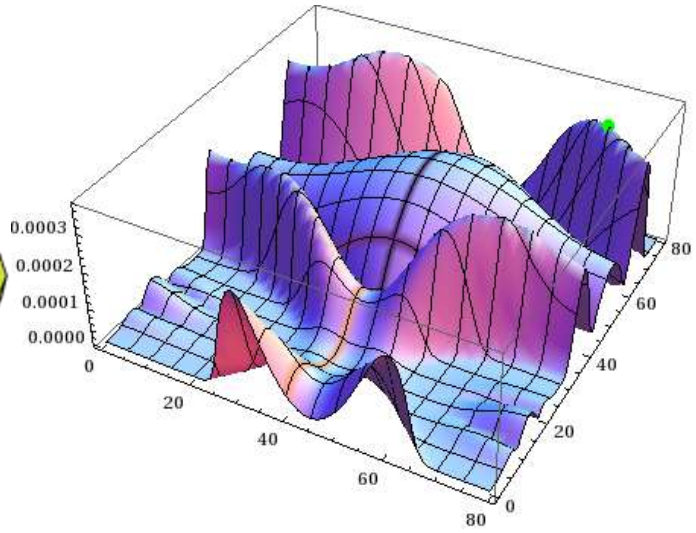
- La funzione di attivazione è (usualmente) una funzione non-lineare
- La corretta scelta della fz. di attivazione rappresenta **il successo delle reti neurali**



APPROFONDIMENTO II – OTTIMIZZAZIONE (I)

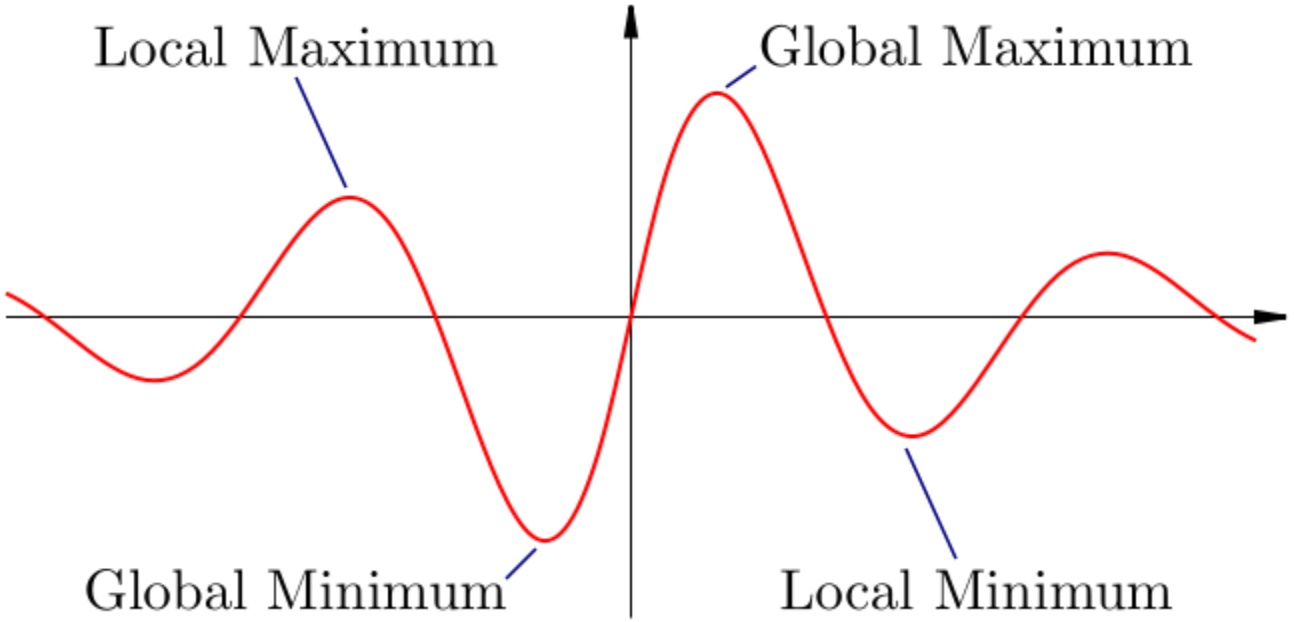
- La rete neurale richiede un tempo notevole di addestramento
- Altre tecniche di machine learning consentono di ottenere modelli in meno di un secondo
- Obiettivo del modello: **minimizzare** una **funzione di perdita** $\mathcal{L}(y_{reale}, y_{predetto})$
- Per alcuni modelli, la soluzione è banale
- Nel caso della rete neurale, non lo è





APPROFONDIMENTO II – OTTIMIZZAZIONE (II)

- Per le reti neurali, si utilizza un algoritmo che fornisce…
- Risultati approssimati
- E senza garanzia di produrre il miglior punto di minimo (***globale***)

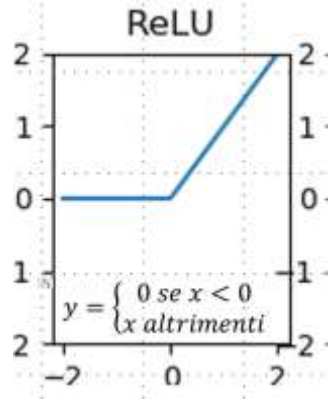


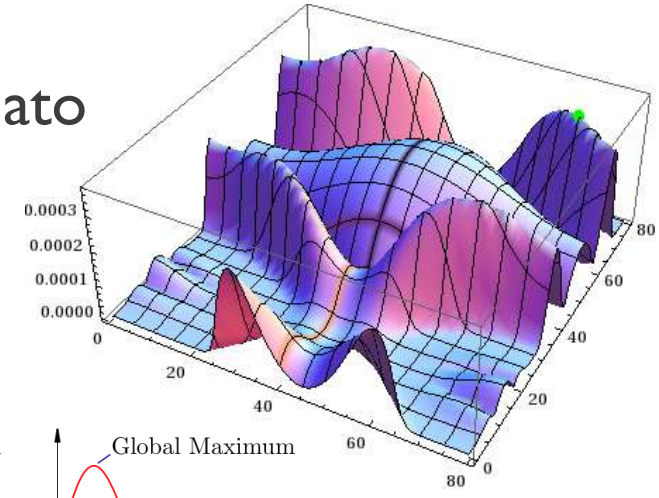
APPROFONDIMENTO II – SGD – LAVAGNA

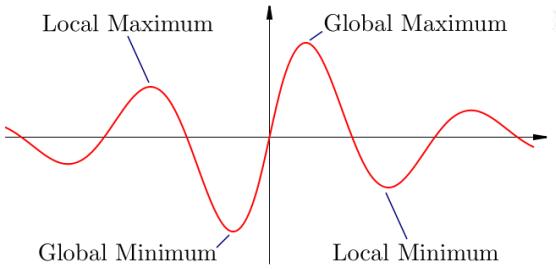
- L'algoritmo si chiama DISCESA DEL GRADIENTE

RIASSUMENDO

- La scelta della funzione di attivazione è un passo importante nella progettazione delle reti neurali
- Vi sono varie scelte possibili; nella visione artificiale si preferisce usare la funzione ReLU
- Il Machine Learning prevede la minimizzazione di una funzione di perdita al fine di ottenere il modello finale
- Per le reti neurali si utilizza un algoritmo molto intuitivo, denominato discesa del gradiente
- Partendo da una configurazione casuale dei pesi della rete, raffigurabile come un punto di uno spazio a molte dimensioni…
- …si discende questo spazio a piccoli passi…
- …seguendo ogni volta la direzione di massima pendenza
- C'è il rischio di rimanere «bloccati» in minimi locali (→ configurazione dei pesi non ottimale)







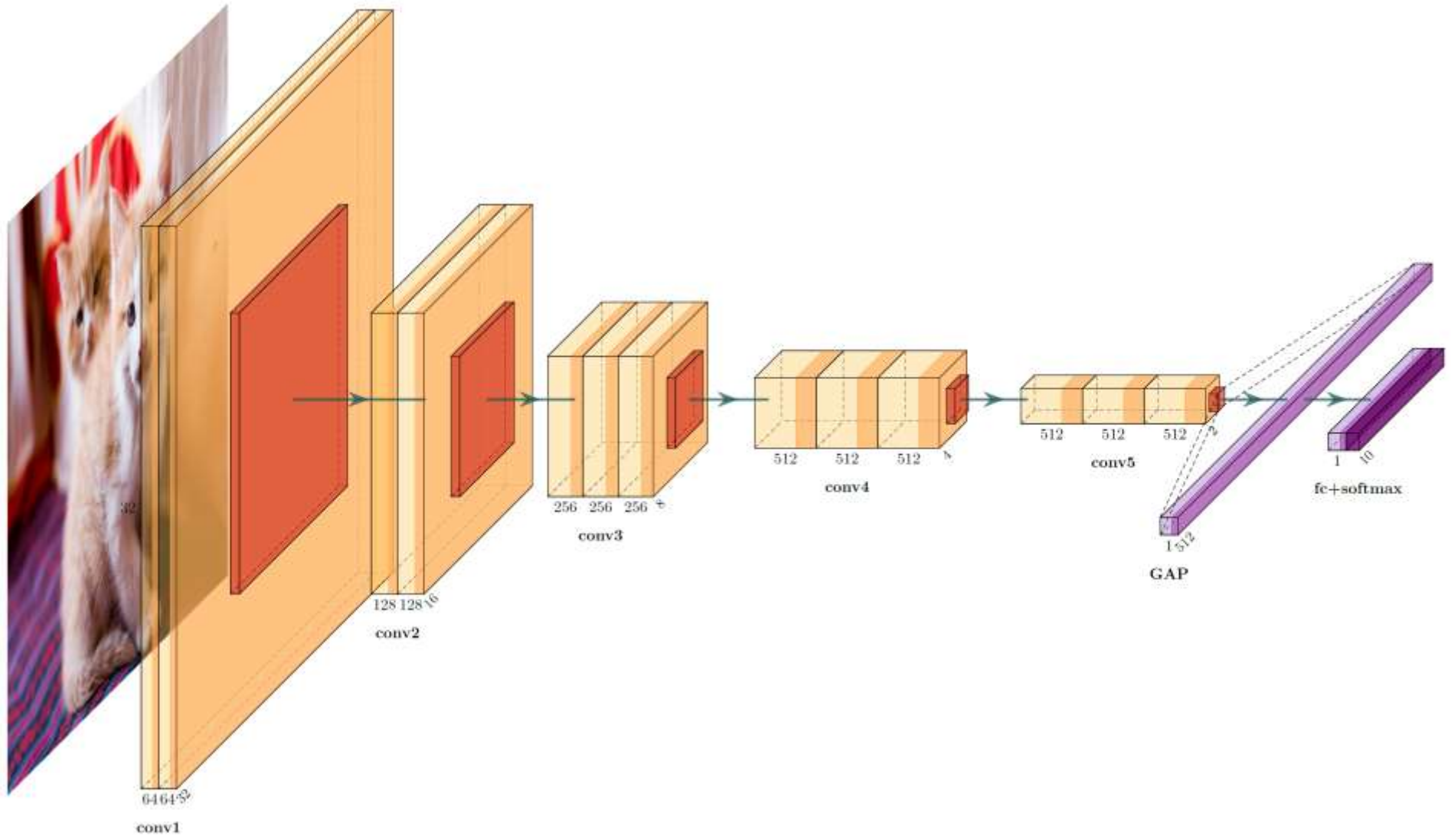
.05

Le reti neurali convoluzionali e le GAN

RETI NEURALI CONVOLUZIONALI - LAVAGNA

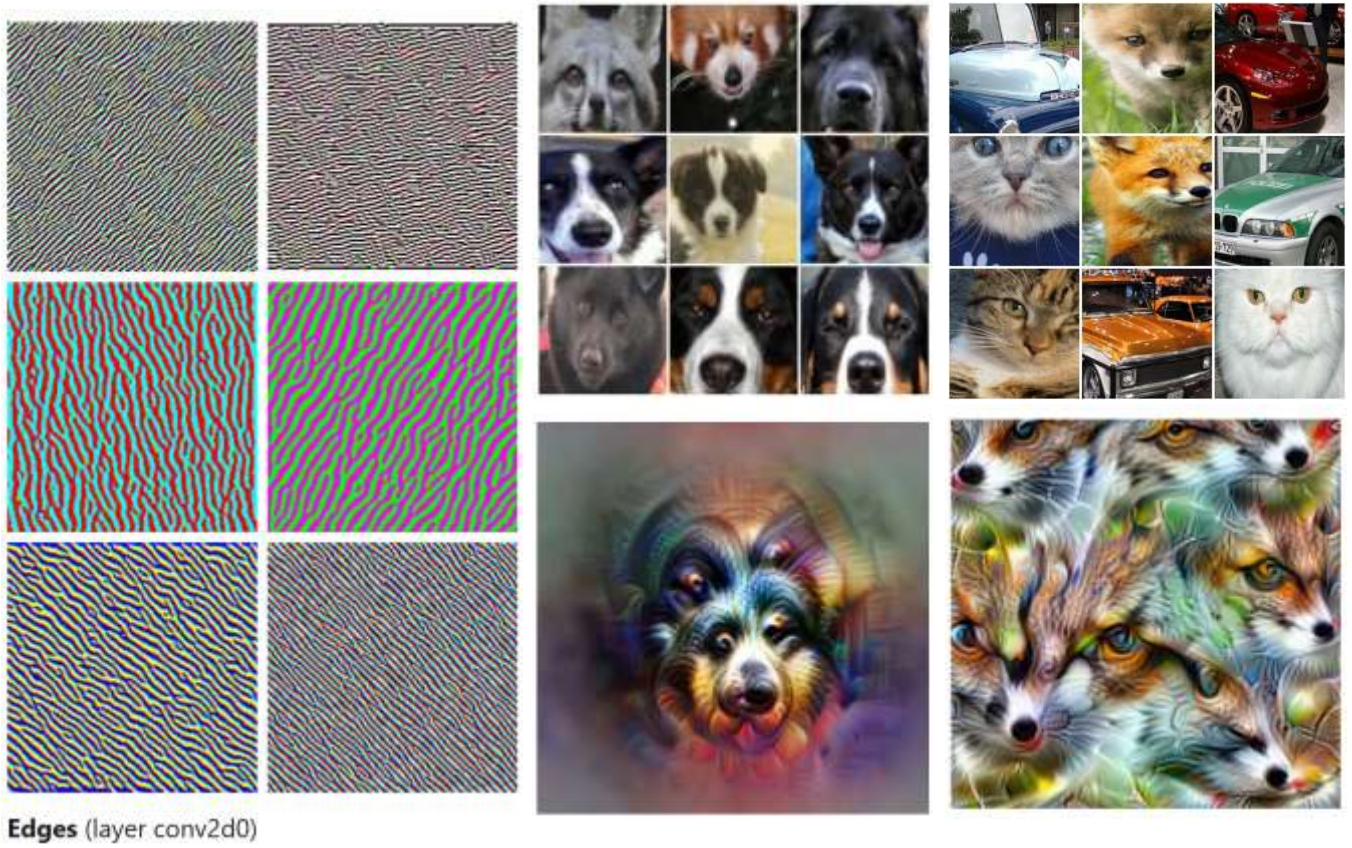
- Computer Vision «storica»
- Si utilizzano i filtri per trovare le features
- Idea: inglobare le convoluzioni nelle reti neurali
- **Reti Neurali Convoluzionali**

RETI NEURALI CONVOLUZIONALI



FEATURE NELLE CNN

- Analizzando i filtri prodotti dalle CNN, si è visto…
- Che i filtri dei primi strati identificano feature di basso livello
- I filtri degli strati più alti uniscono le feature di basso livello in feature di alto livello



Edges (layer conv2d0)

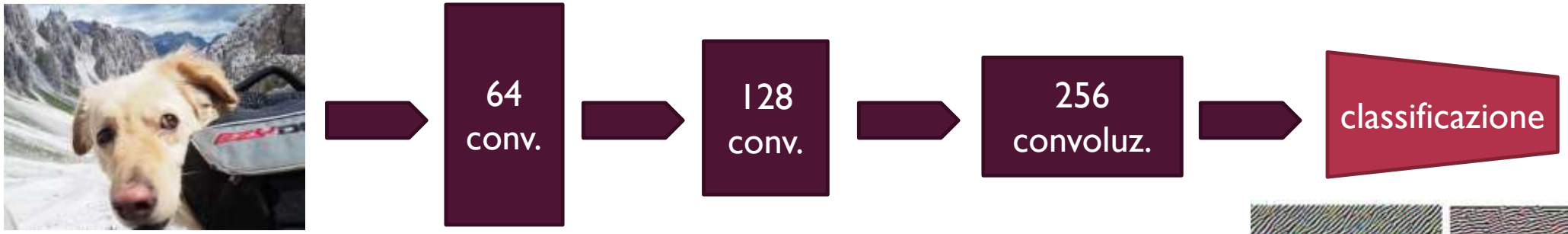
Credits: Feature Visualization. Olah, Mordvintsev, Schubert. 2017

DOMANDA

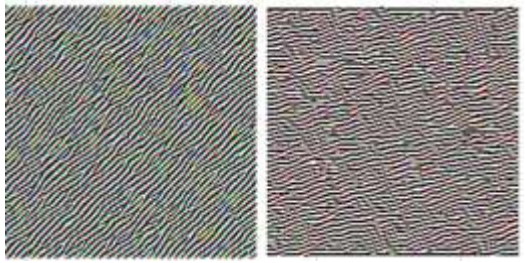
- Se le CNN riconoscono le feature di basso livello, perché le tecniche di computer vision classica basate sull'applicazione di convoluzioni per identificare feature di basso livello non funzionano così bene?

RIASSUMENDO

- Per lavorare con le immagini, è importante tenere conto della struttura bidimensionale
- Le reti neurali convoluzionali lavorano con le correlazioni/convoluzioni in 2 dimensioni
- Di fatto sono una successione continua di convoluzioni a più livelli. Es:

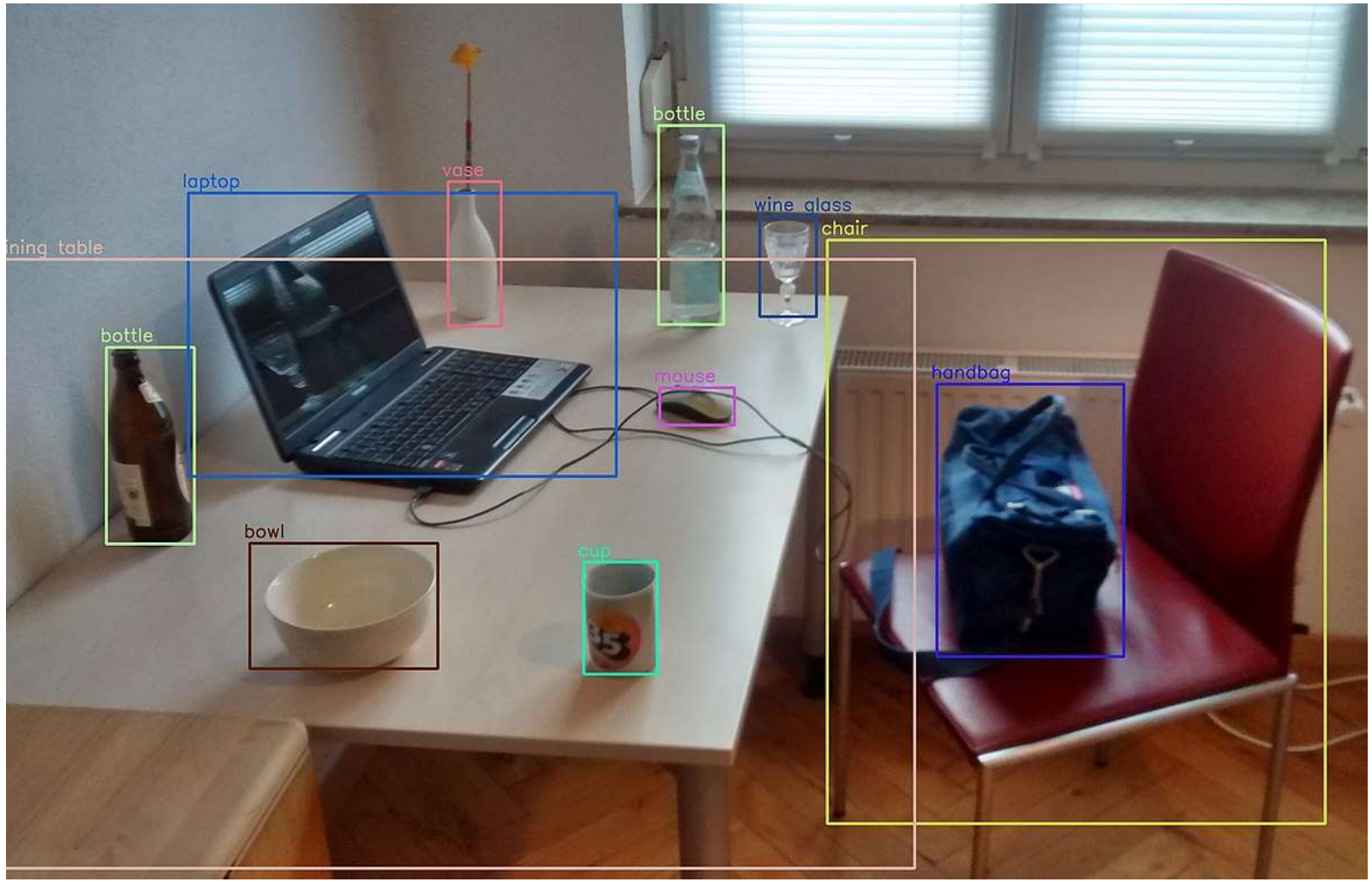


- La differenza fondamentale rispetto alla CV classica è che i valori del filtro non sono fissi ma sono appresi dalla macchina…
- Lasciando libertà alla macchina stessa di trovare i filtri migliori ad apprendere qualsiasi *feature* ritenga più utile alla soluzione del problema



RICONOSCIMENTO DI OGGETTI

- Il riconoscimento di oggetti è una classificazione locale dell'immagine
- Addestro una rete a riconoscere *n* oggetti
- Applico la rete a delle *patch* dell'immagine per vedere se esiste un oggetto all'interno
- Classificazione (WHAT) + Localizzazione (WHERE)

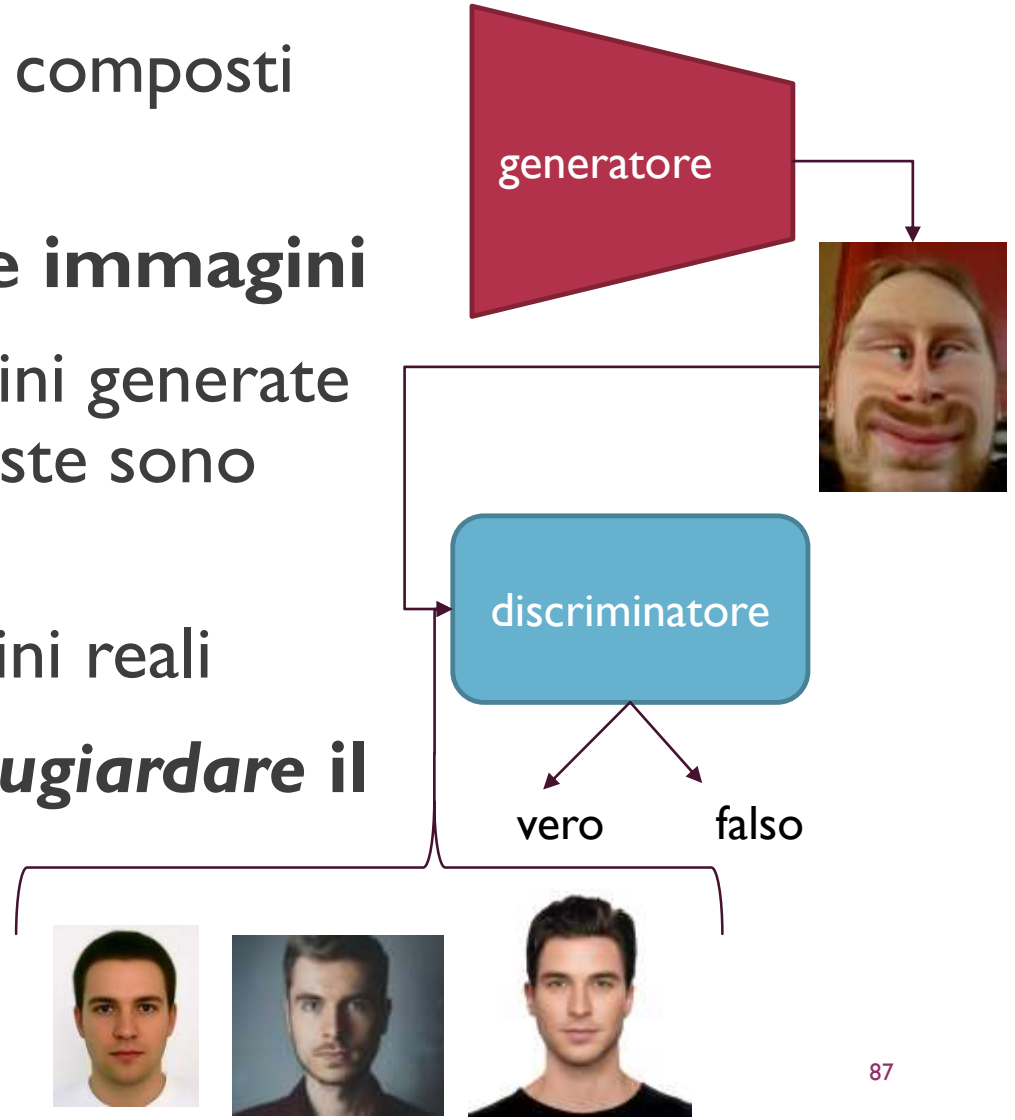


SEGMENTAZIONE D'IMMAGINI

- Il riconoscimento di oggetti fornisce informazioni approssimative sulla localizzazione di questi ultimi
- La segmentazione si occupa di ritagliare con precisione i bordi (*segmenti*) dove gli oggetti risiedono

GAN

- Le Reti Generative Avversarie sono modelli composti da 2 reti neurali
- Una rete (*generatore*) si occupa di **generare immagini**
- La seconda (*discriminatore*) **valuta** le immagini generate dalla prima, cercando di determinare se queste sono **vere o false (sintetiche)**
- Il discriminatore è addestrato con le immagini reali
- **Lo scopo del generatore è quello di *sbugiardare* il discriminatore**
- https://thispersondoesnotexist.com/



RIASSUMENDO

- In parole povere, il riconoscimento di oggetti consta nell'applicare una rete neurale per classificazione d'immagini a porzioni scelte di un'immagine
- La segmentazione di immagini è una cruda separazione dell'immagine in varie parti contenenti forme o oggetti di potenziale interesse
- Le GAN (Reti Generative Avversarie) non servono a classificare le immagini, ma a generarle
- Sono composte da due reti in competizione fra di loro
- Il fine è generare immagini fittizie che nemmeno una macchina riuscirebbe a distinguere da immagini «reali»

PROVATELI ANCHE VOI!

- Riconoscimento di Oggetti
  https://colab.research.google.com/drive/1nqQFMEyo2uM9QHWGgdfDDhKJ2fwukbq2?usp=sharing
- Segmentazione d'Immagini
  https://colab.research.google.com/drive/1ZAQPdwb5Rg2gwSm4r0aweXUnPgEGtUX9?usp=sharing

Grazie dell'attenzione!

ai.units.it
github.com/marcozullich
marco.zullich@phd.units.it

ARTIFICIAL INTELLIGENCE
& DATA ANALYTICS