



E. Carolo¹, D. Vassallo^{1,2}, J. Farinato¹ [PI],
M. Bergomi¹, M. Bonavita³, A. Carlotti⁴, V.
D'Orazi¹, D. Greggio^{1,2}, D. Magrin¹, D. Mesa¹,
E. Pinna⁵, A. Puglisi⁵, M. Stangalini⁶, C.
Verinaud⁴, V. Viotto¹

1 – INAF – Padova

2 – Università' di Padova

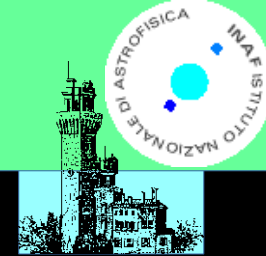
3 – ROE – Edinburgh

4 – IPAG – Grenoble

5 – INAF – Arcetri

6 – INAF – Roma

'IL PROBLEMA': LE SPECKLES



Anche dopo corr. AO \rightarrow sorg. luce diffratta da tel. e strutture supporto + luce diffusa del fronte d'onda aberrato \rightarrow intensita' residua sul piano focale = SPECKLES

\rightarrow Test fatti: sim mappe errore da 8 a 120 nm rms + confronto dati SPHERE in condizioni simili di seeing e mag stella

\rightarrow Test fatti: diverse leggi di distribuzione di intensita' dello speckle noise

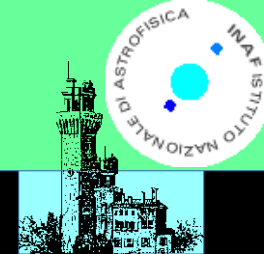
**SOLUZIONE [in parte]:
POST PROCESSING**

ANGULAR DIFFERENTIAL IMAGING (ADI)
PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS (PCA)

...

Per spiegazioni nel dettaglio vedere ppt D. Vassallo

TARGET SCIENTIFICI



Pianeti extrasolari

Derotator → mode off

Effetto:

Pianeta si muove
Il pattern di speckle rimane
"fisso"

+

Quasi Static Speckles
(evolvono lentamente →
sottrazione QSS piu' efficace
tanto piu' lenta e' la loro
evoluzione)
[→ TIMESCALE – 5-10 min]

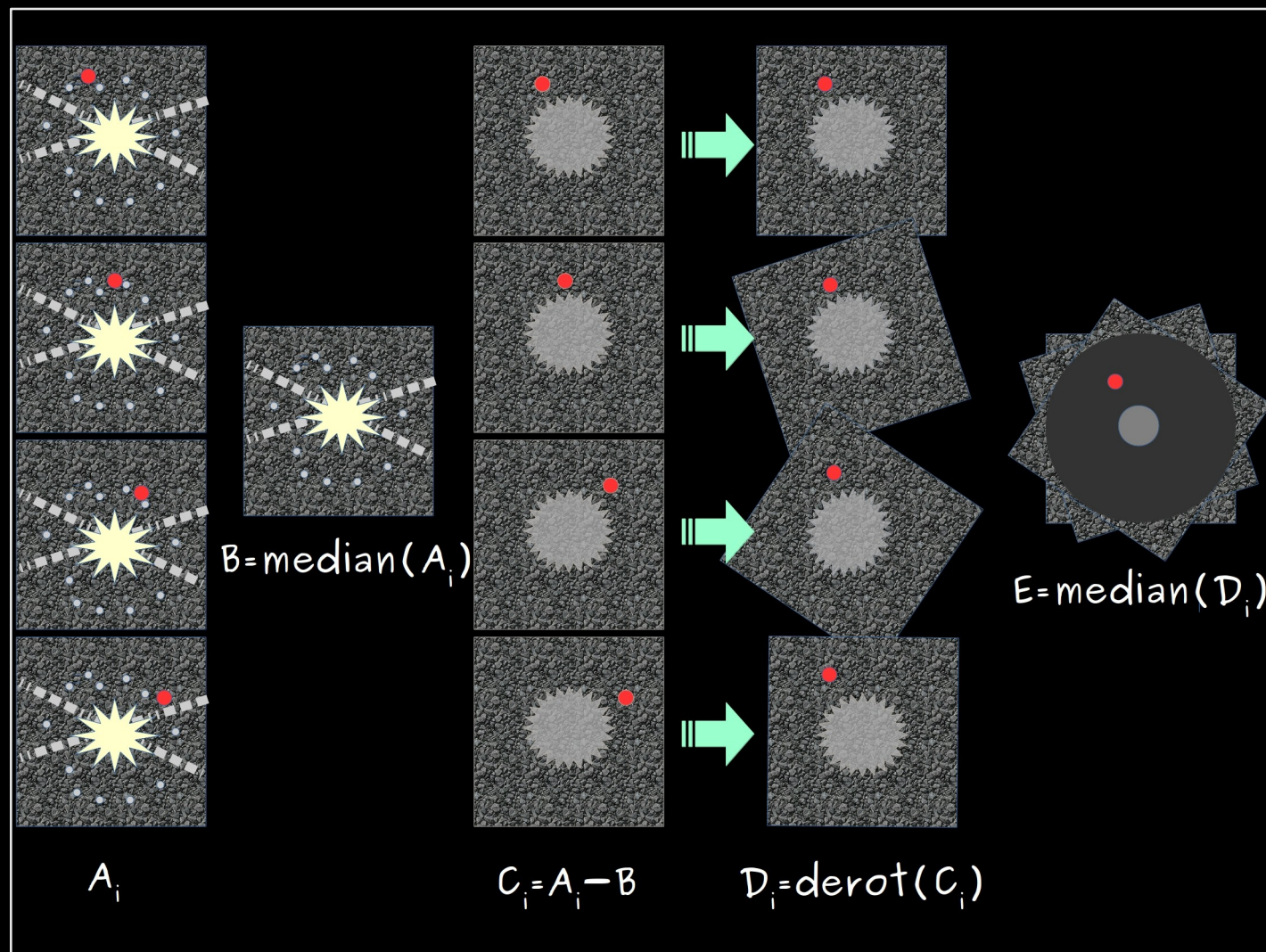
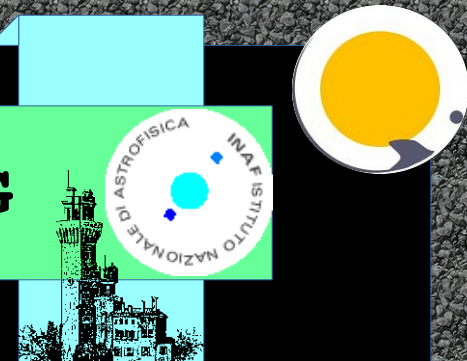
→ PIANIFICAZIONE OSSERVAZIONI
(VICINO MERIDIANO: minor
evoluzione QSS)

Altri target scientifici

Derotator → mode on

Corregge derotazione
di campo

Per spiegazioni nel dettaglio vedere ppt V. D'Orazi



Derotator → mode off

Effetto:
Pianeta si muove
Il pattern di
speckle rimane
"fisso"

+
Quasi static
speckles
→ tecnica delle
multimediane su un
subsample di
immagini → piu'
efficiente

PCA: PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS



COSA

L'analisi delle componenti principali (PCA) è uno strumento matematico utilizzato in diversi campi, dalle neuroscienze alla grafica e ovviamente in astronomia.

Viene utilizzato per identificare dei pattern nei dati ed esprimere tali dati in modo da evidenziarne somiglianze e differenze.

È particolarmente utile per dati di grande dimensione di cui la rappresentazione grafica non è disponibile.

PERCHE'

Applicando la PCA e selezionando un numero appropriato di componenti principali (determinate dal numero di autovalori e autovettori) e' possibile ricostruire il modello di rumore dei dati originali evitando di includere segnali meno importanti come quello di un compagno associato.

Sottraendo questa immagine parziale dai dati originali e' possibile ridurre il rumore delle speckles evitando di sottrarre il compagno.

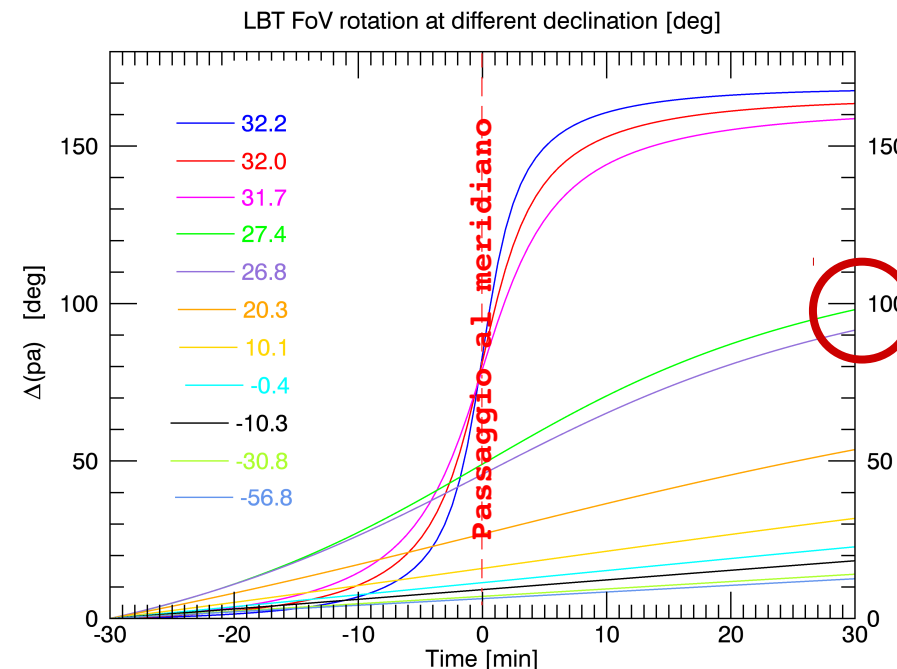
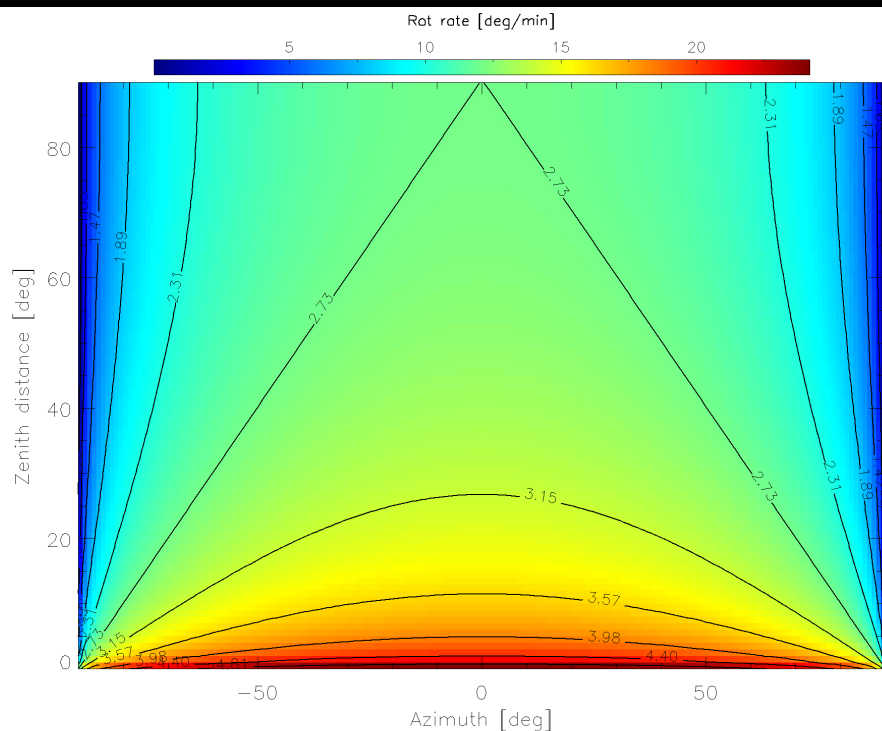




- x Simulazioni/analisi in banda H = 1.6 μm
- x Quasi static speckle noise: 30 nm rms
- x Jitter: 3 mas
- x Range seeing: 0.4" - 1.0"
- x Mag R: 8 [Mag H: 5,6,8], 10 [Mag H: 7,8,10], 12
[Mag H: 9,10,12]
→ tipo M, Late type, Early type (B/A)
- x T exp tot: 60min
- x # frames: 30
- x Rot tot FoV: 30/90 deg



ROTAZIONE DI CAMPO A LBT



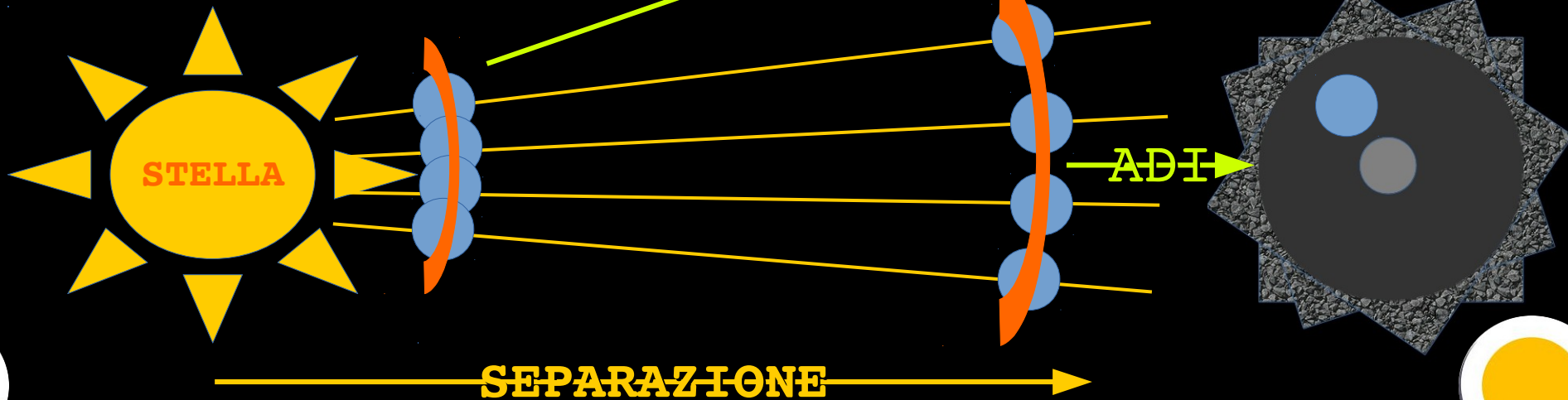
```
lat obs [deg]:          32.7013
min max rot [deg/min]:  0.0018      24.1644
min max dec [deg]:     -56.7953     32.6955
```

```
dec [deg]:  32.24 tot rot [deg]: 167.578
dec [deg]:  32.01 tot rot [deg]: 163.515
dec [deg]:  31.74 tot rot [deg]: 158.717
dec [deg]:  27.42 tot rot [deg]:  98.074
dec [deg]:  26.75 tot rot [deg]:  91.560
dec [deg]:  20.30 tot rot [deg]:  53.632
dec [deg]:  10.09 tot rot [deg]:  31.794
dec [deg]:  -0.39 tot rot [deg]:  22.750
dec [deg]: -10.32 tot rot [deg]:  18.326
dec [deg]: -30.76 tot rot [deg]:  14.055
dec [deg]: -56.80 tot rot [deg]:  12.612
```

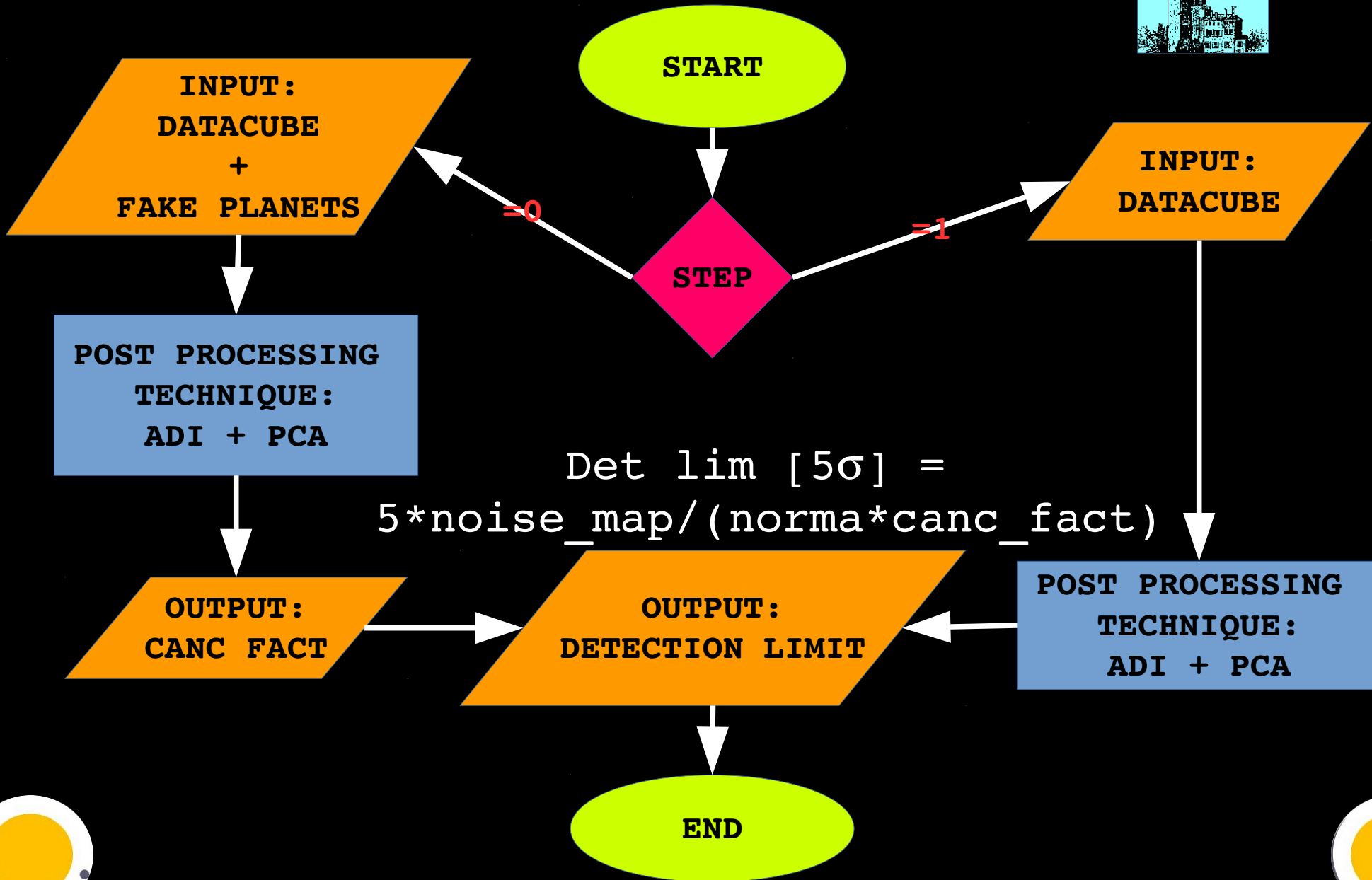




- x TECNICHE DI RIDUZIONE → CANCELLAZIONE DELLA LUCE DEL PIANETA (OLTRE CHE SPECKLES)
- x PIU VICINO PIU' CANCELLAZIONE
- x MENO ROT PIU' CANCELLAZIONE

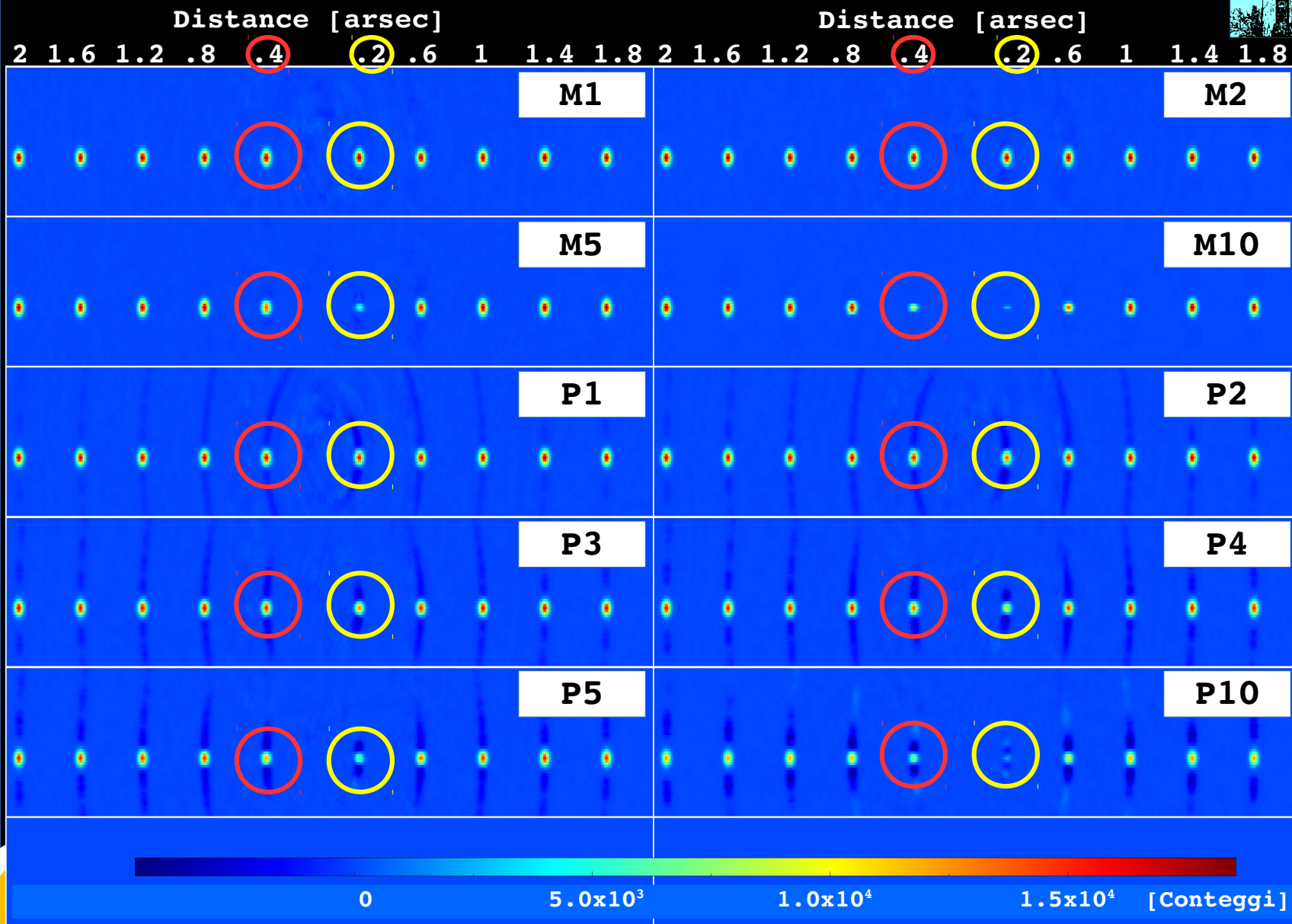


CODICE RIDUZIONE DATI



$$\text{Det lim } [5\sigma] = 5 * \text{noise_map} / (\text{norma} * \text{canc_fact})$$

CANCELLAZIONE CON ROT 90 DEG



**CONTRASTO
 PIANETA =
 10⁻³**

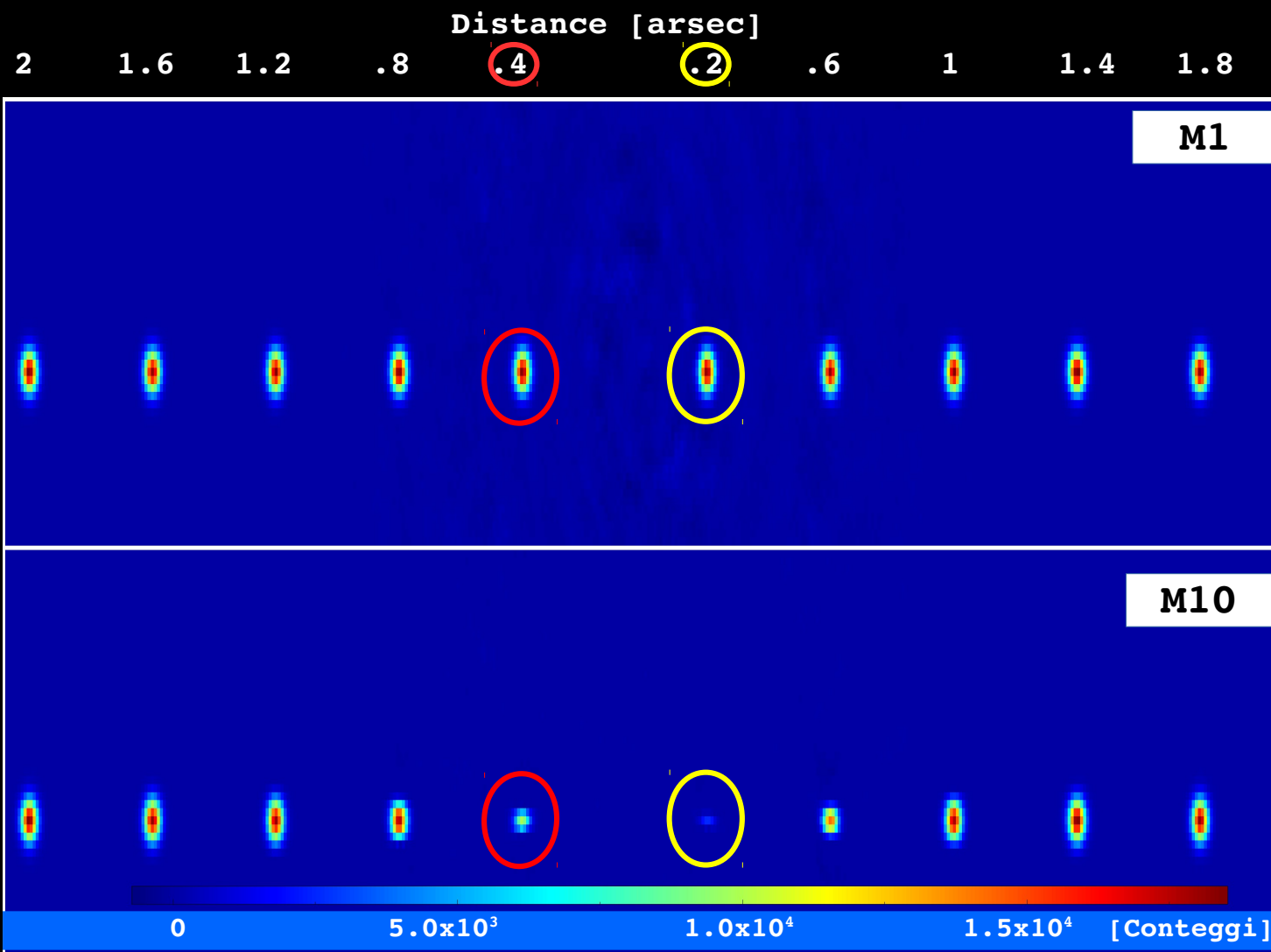
**M1 = ADI
 1 MEDIANA
 M2 = ADI
 2 MEDIANE**

...
**P1 = PCA
 1 MODO
 P2 = PCA
 2 MODI**

...



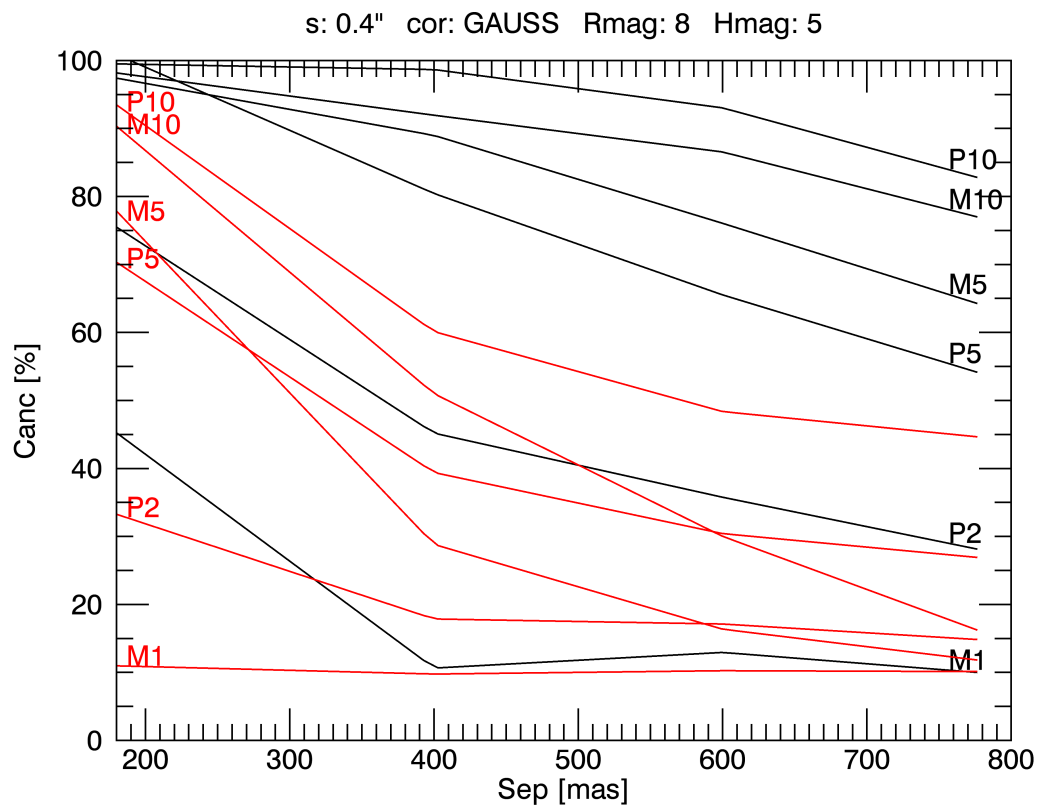
CANCELLAZIONE CON ROT 90 DEG



**CONTRASTO
PIANETA =
 10^{-3}**

**M1 = ADI
1 MEDIANA
M10 = ADI
10 MEDIANE**

CANCELLAZIONE DEL PIANETA



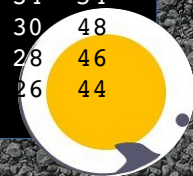
NERO = ROT 30 DEG
ROSSO = ROT 90 DEG

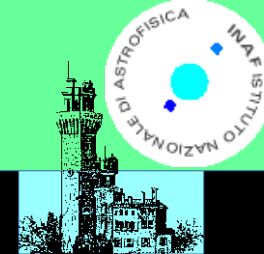
M1 = ADI 1 MEDIANA
M5 = ADI 5 MEDIANE
M10 = ADI 10 MEDIANE
P2 = PCA 2 MODI
P5 = PCA 5 MODI
P10 = PCA 10 MODI

MEDIANE DIP DA ROT

ROT: 30 DEG // S: 0.4" // C: GAUSS	M1	M2	M5	M10	P2	P5	P10
Sep [mas]: 180 --> Canc [%]:	45	80	97	98	75	100	99
Sep [mas]: 200 --> Canc [%]:	42	75	96	97	72	99	99
Sep [mas]: 300 --> Canc [%]:	26	51	92	94	58	89	99
Sep [mas]: 400 --> Canc [%]:	10	27	88	91	45	80	98
Sep [mas]: 500 --> Canc [%]:	11	22	82	89	40	72	95
Sep [mas]: 600 --> Canc [%]:	12	17	76	86	35	65	93
Sep [mas]: 700 --> Canc [%]:	11	13	69	81	31	59	87
Sep [mas]: 800 --> Canc [%]:	9	9	62	75	27	52	81

ROT: 90 DEG // S: 0.4" // C: GAUSS	M1	M2	M5	M10	P2	P5	P10
Sep [mas]: 180 --> Canc [%]:	10	14	77	90	33	70	93
Sep [mas]: 200 --> Canc [%]:	10	14	73	86	31	67	90
Sep [mas]: 300 --> Canc [%]:	10	11	51	68	24	53	75
Sep [mas]: 400 --> Canc [%]:	9	9	29	51	17	39	60
Sep [mas]: 500 --> Canc [%]:	10	10	22	40	17	34	54
Sep [mas]: 600 --> Canc [%]:	10	11	16	30	17	30	48
Sep [mas]: 700 --> Canc [%]:	10	10	13	22	15	28	46
Sep [mas]: 800 --> Canc [%]:	10	10	11	14	14	26	44





DIVERSE TECNICHE CORONOGRAFICHE TESTATE → FOCUS ON:

APLCG [Apodized Lyot Coronagraph – Gaussian shape]:

IWA: $4 \lambda/D$

Nominal Contrast: 10^{-7}

LYOT-GAUSS Coronagraph:

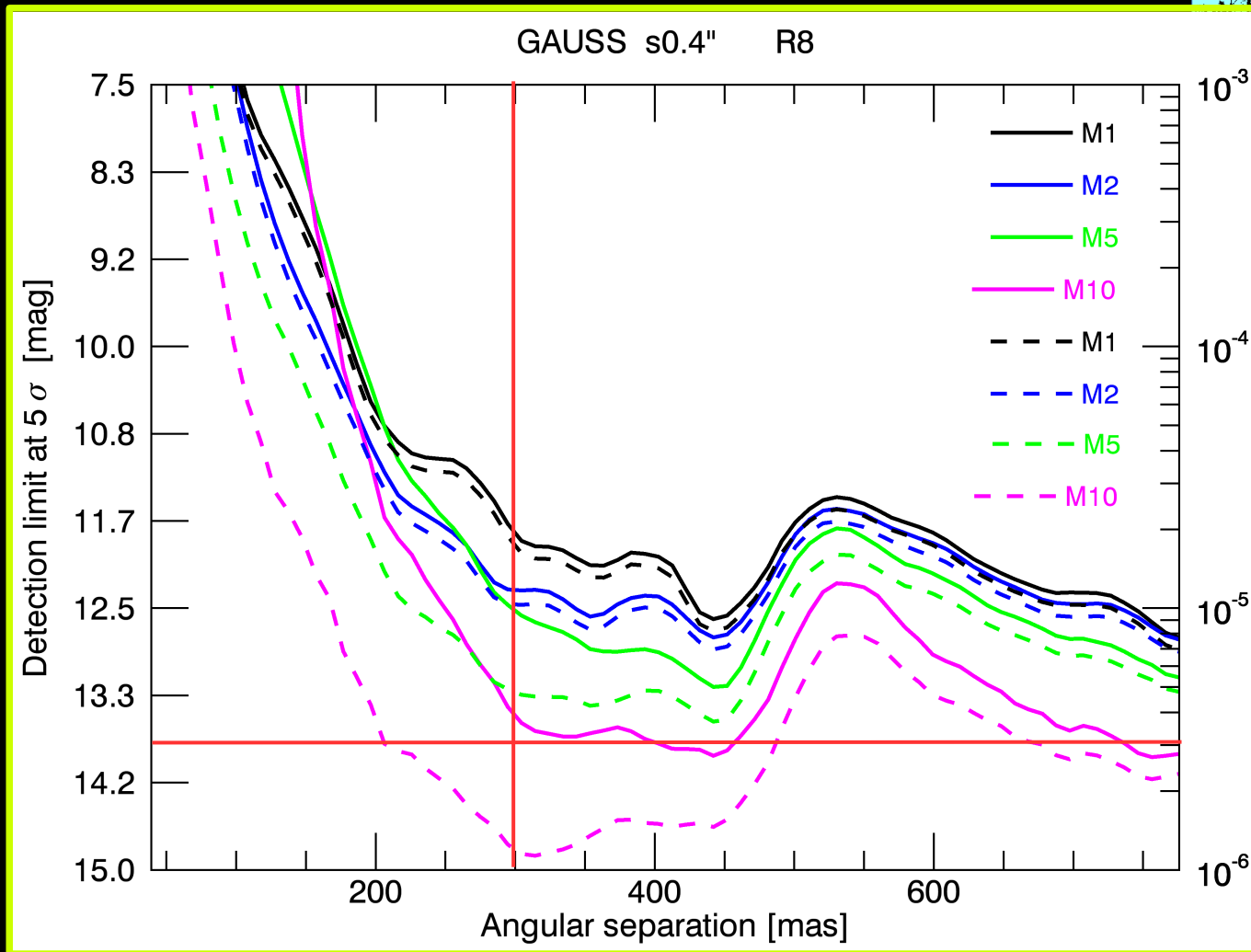
IWA: $2-2.5 \lambda/D$

Nominal Contrast: 10^{-5}

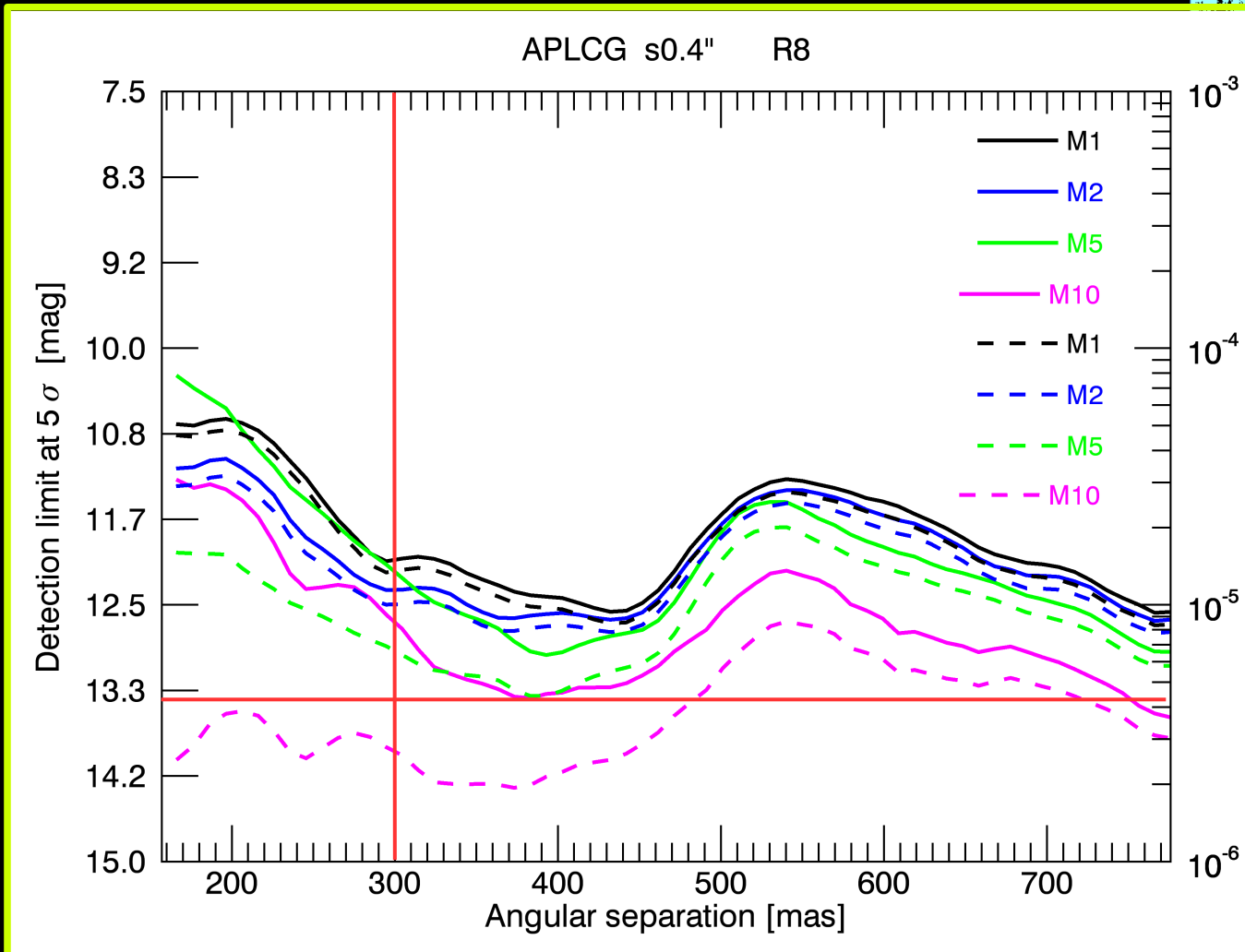
SP3 (Shaped Pupil):

IWA: $5.3 \lambda/D$

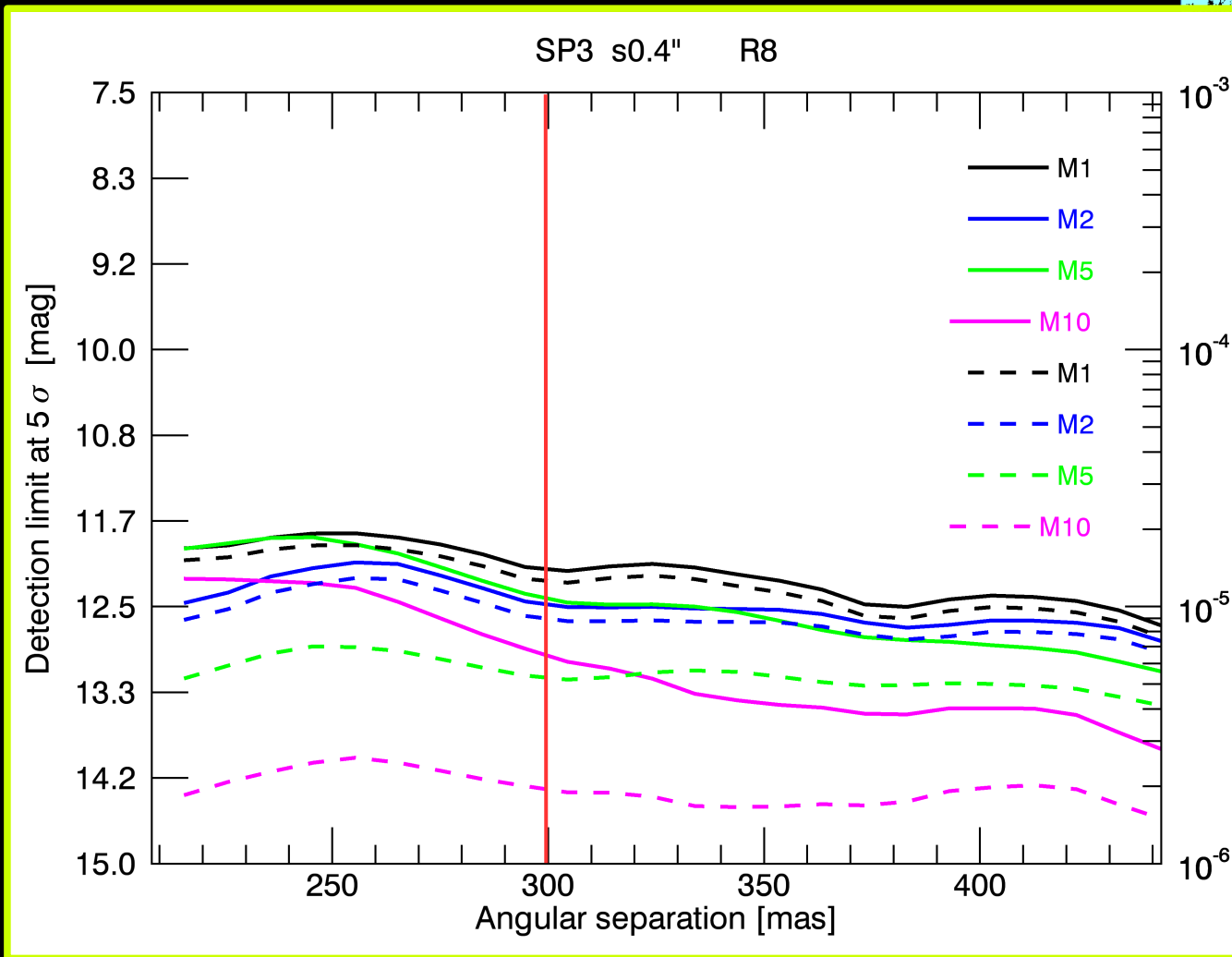
Nominal Contrast: 10^{-7}



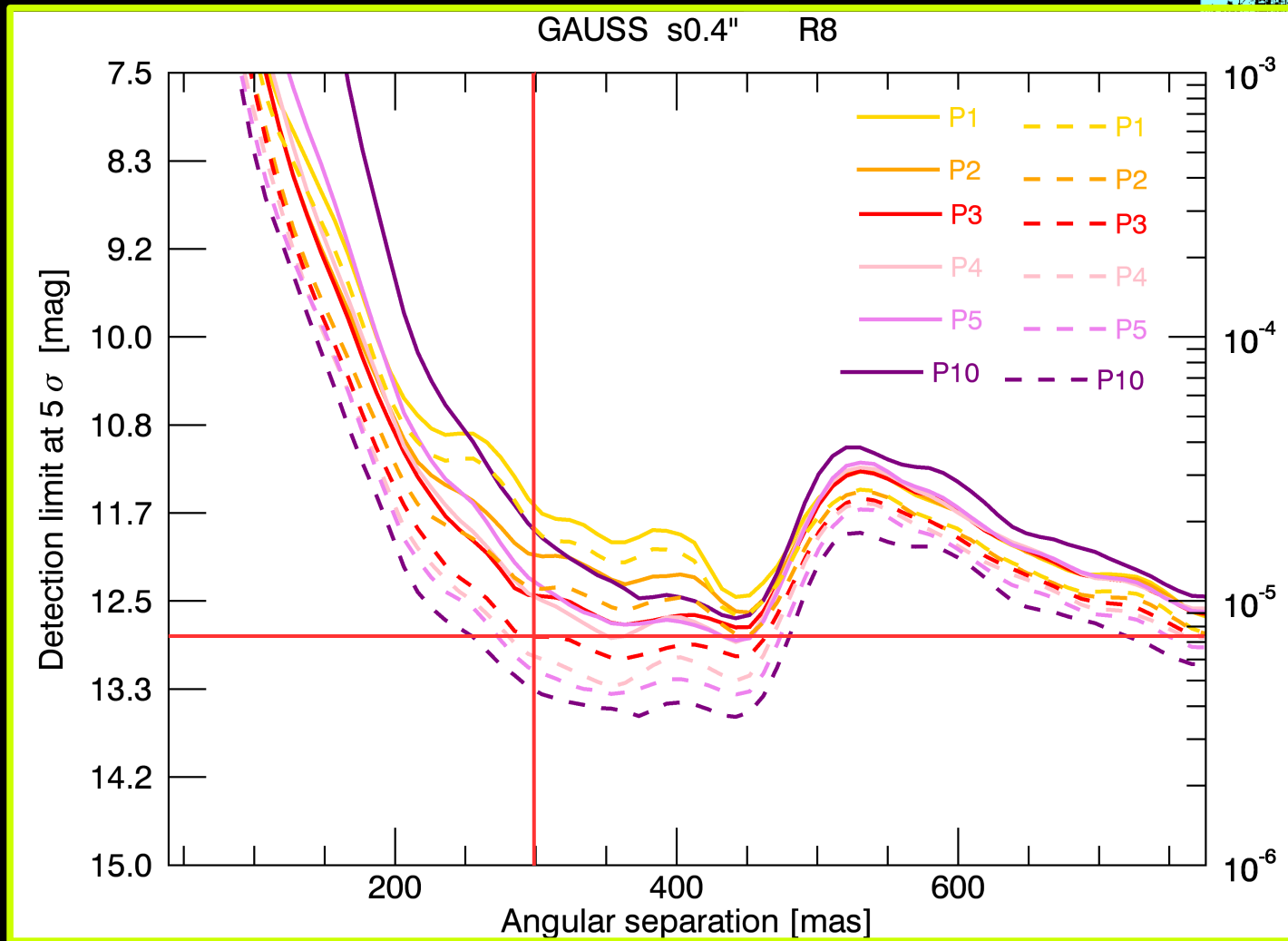
Linea continua: detection limit corretto per il fattore cancellazione
Linea tratteggiata: detection limit non corretto per il fattore cancellazione



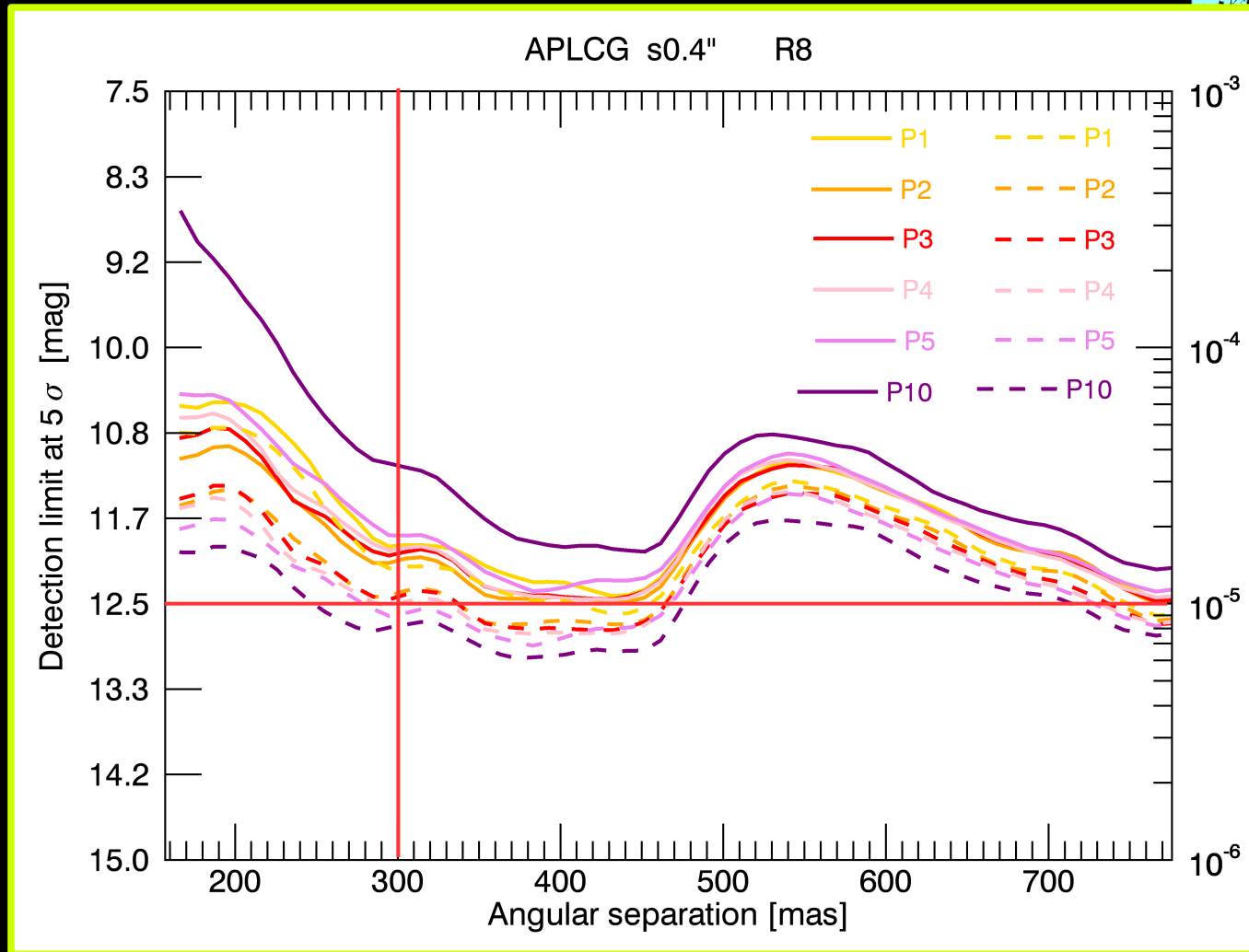
Linea continua: detection limit corretto per il fattore cancellazione
Linea tratteggiata: detection limit non corretto per il fattore cancellazione



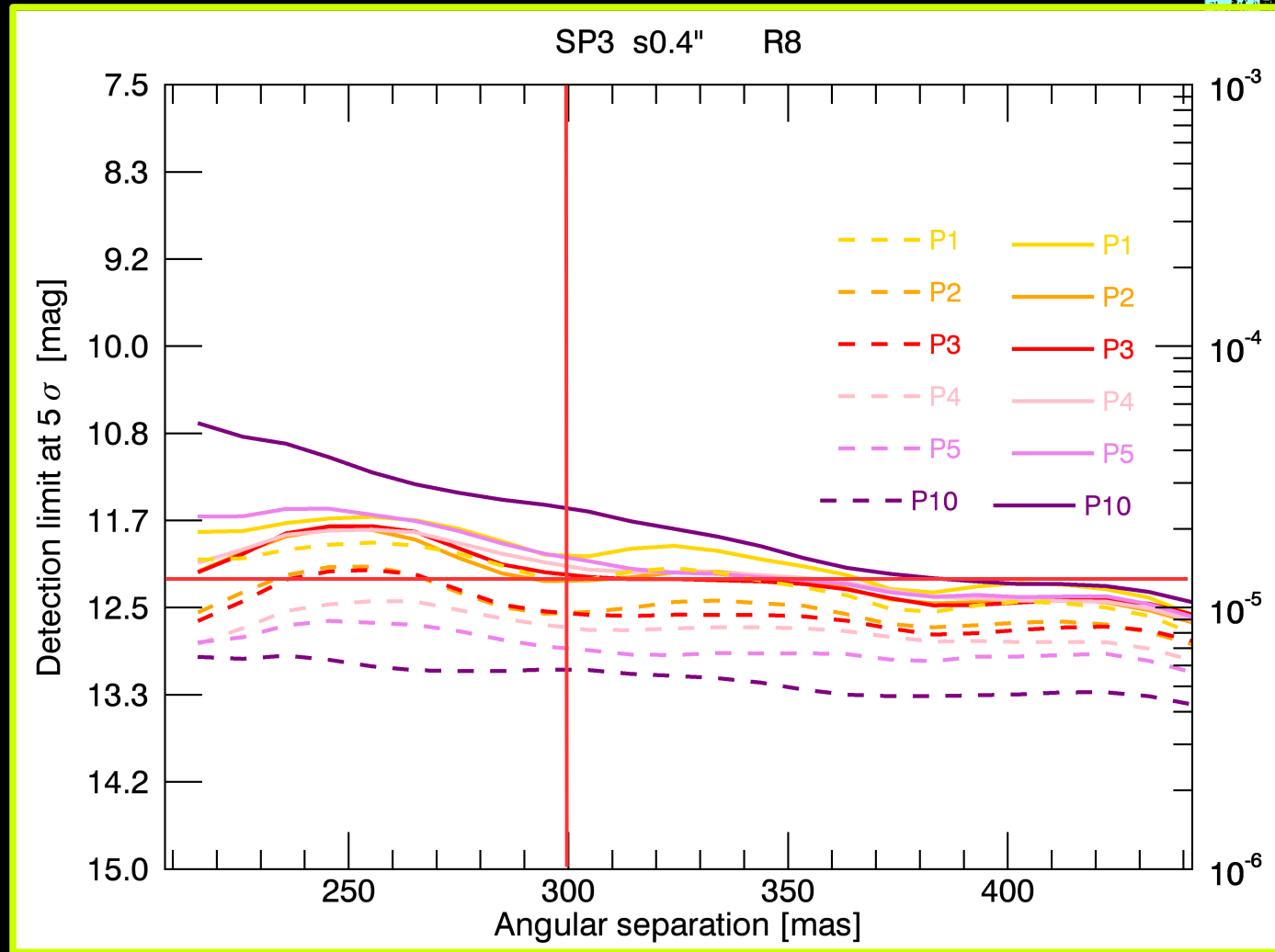
Linea continua: detection limit corretto per il fattore cancellazione
Linea tratteggiata: detection limit non corretto per il fattore cancellazione



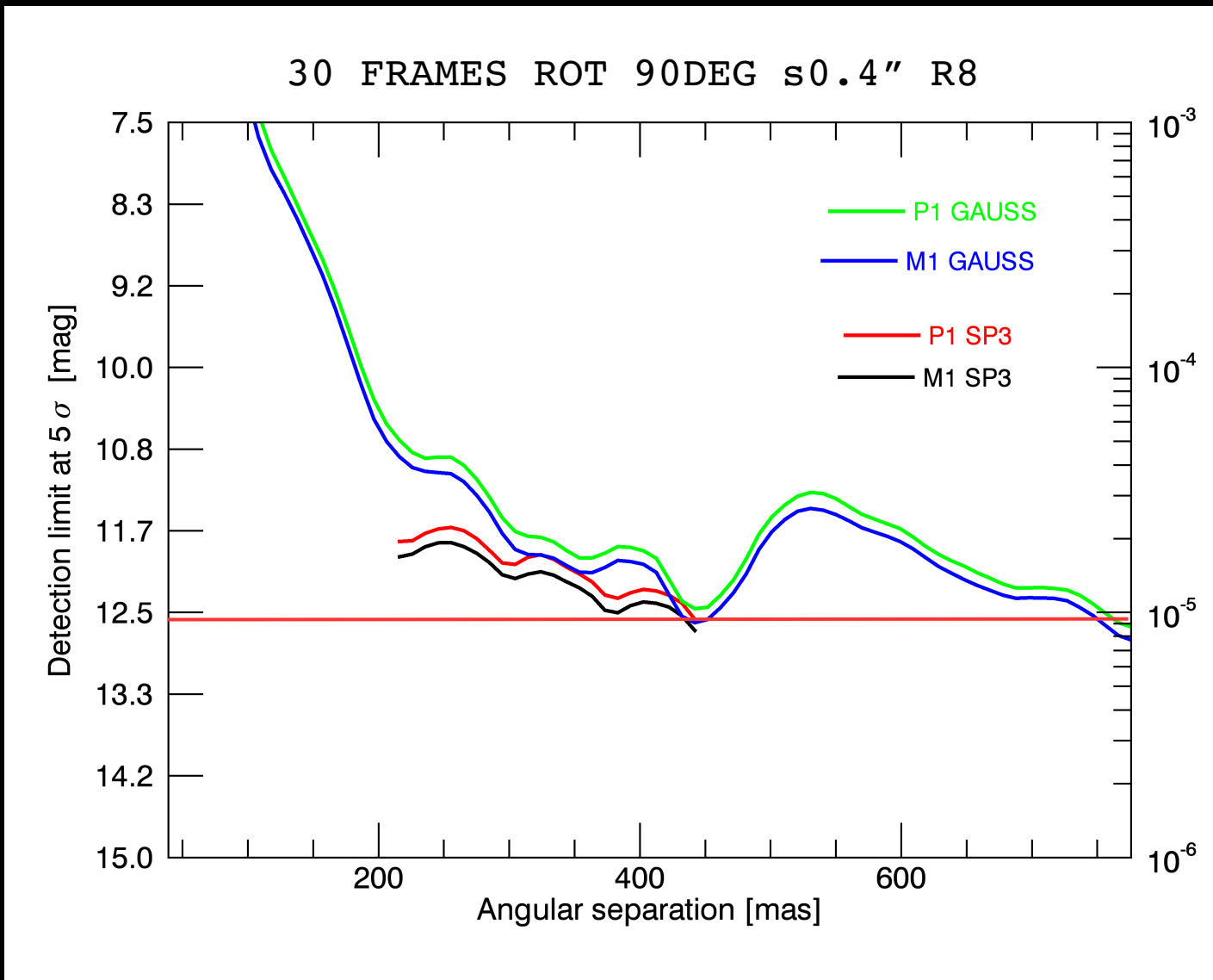
Linea continua: detection limit corretto per il fattore cancellazione
Linea tratteggiata: detection limit non corretto per il fattore cancellazione

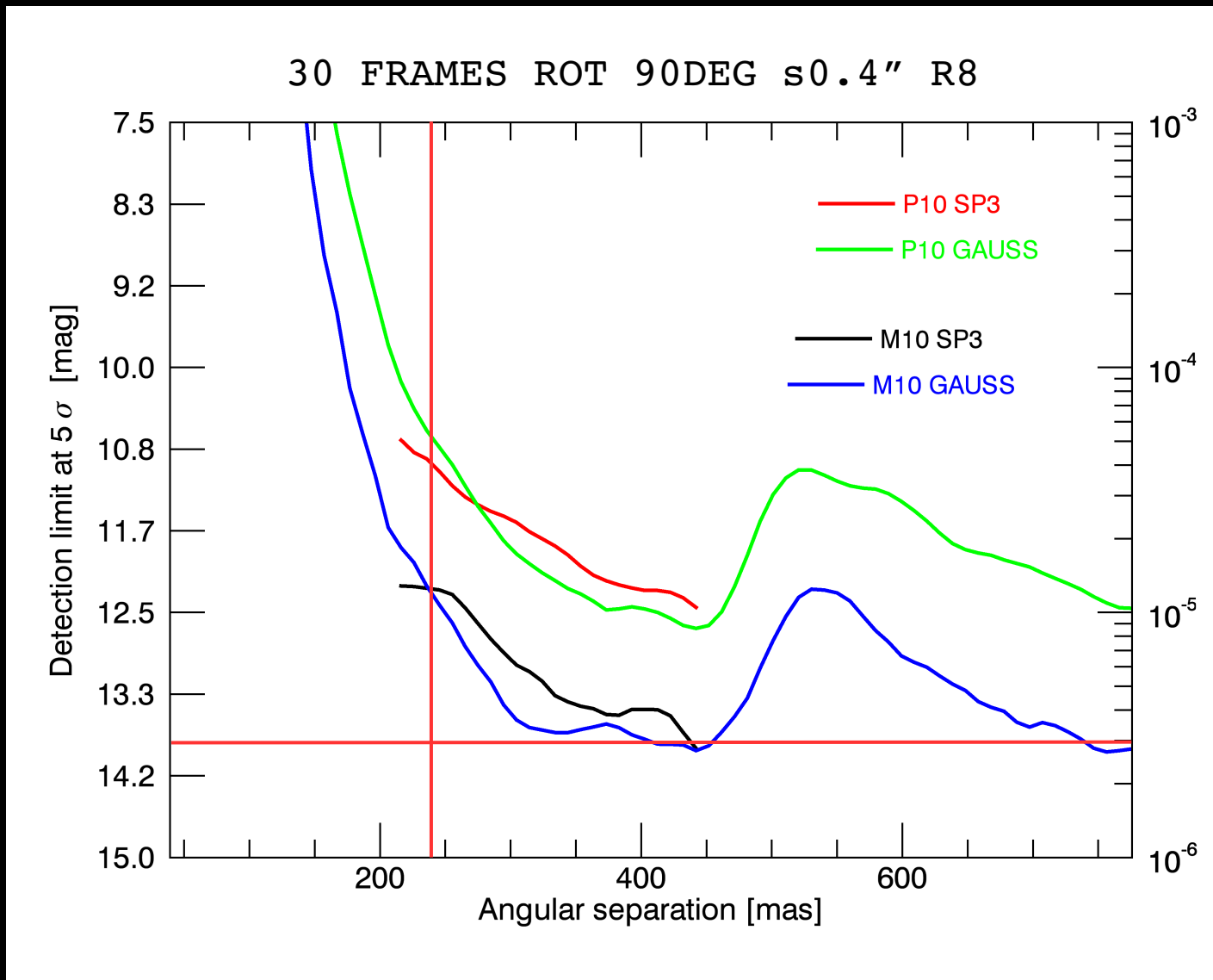
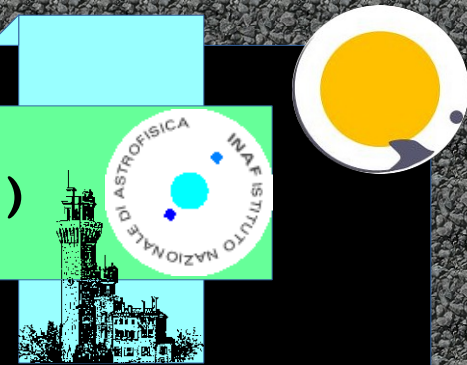


Linea continua: detection limit corretto per il fattore cancellazione
Linea tratteggiata: detection limit non corretto per il fattore cancellazione

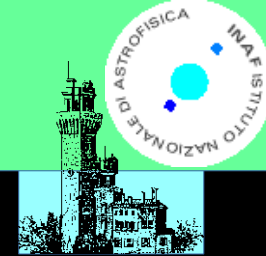


Linea continua: detection limit corretto per il fattore cancellazione
Linea tratteggiata: detection limit non corretto per il fattore cancellazione





CONCLUSIONS

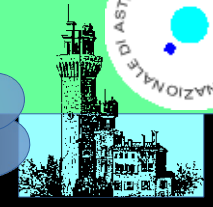


- X** IMPORTANZA **SPECKLES** (STATICHE E) QUASI STATICHE
- X** IMPORTANZA TECNICA **PP** — USO DIVERSI **CORONOGRAFI**
- X** IMPORTANZA **CANCELLAZIONE** LUCE PIANETA — TECNICA **PP**
- X** POSSIBILITA' DI MIGLIORARE IL LIMITE DI RIVELAZIONE TROVANDO UN COMPROMESSO TRA **ROT** — **SEP** — **CANC** — **TECNICA PP**

WORK IN PROGRESS ...



- x Ottimizzare il numero di mediane (ADI) a seconda della separazione
- x Ottimizzare il numero di modi (PCA) a seconda della separazione
- x Analisi dati con diversi gradi di rotazione (LBT) [casi 'reali']
- x Simulazioni e analisi dati con i vari tipi di target scientifici [casi 'reali']
- x Ottimizzazione del numero di frames sim per ADI e PCA



COSSA A XE DRIO DIRE QUESTA??

NUN CE A' FACCIU CCHIU'

GRAZIE

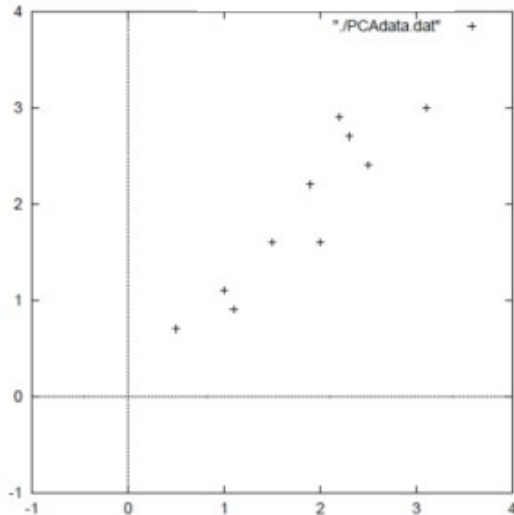


DELL'ATTENZIONE

PCA: PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS

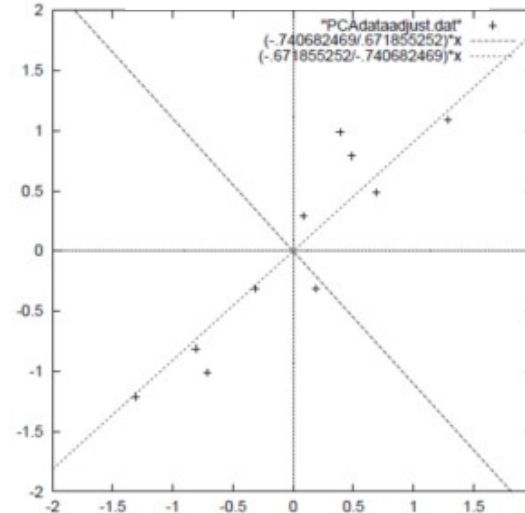


DATI ORIGINALI PCA



1. Organizzare i dati in matrici lineari.

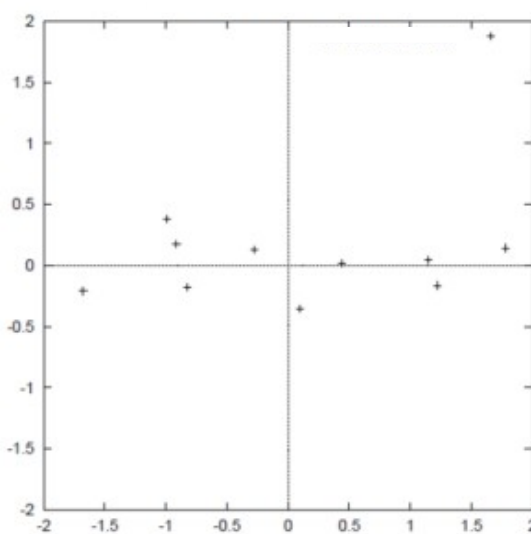
DATI MEDIATI + AUTOVETTORI



2. Da ogni matrice sottrarre la media.
3. Calcolare la matrice covariante $N \times N$ [N = dimensione del dataset]
4. Calcolare gli autovettori e autovalori

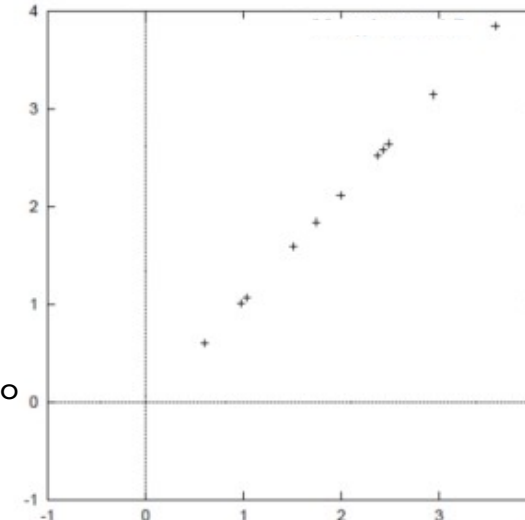
**NUMERO MODI =
 NUMERO DI AUTOVALORI
 SELEZIONATI**

DATI TRASFORMATI CON 2 AUTOVETTORI



5. Gli autovet con i piu' alti autoval sono le PC del dataset. Si possono ordinare (decreas) e ignorare le componenti meno significative. Si perdono info, ma se il valore dell'autoval e' basso le info perdute non sono importanti. Si stanno riducendo le dim del dataset.

DATI ORIG RIOTTENUTI USANDO 1 AUTOVETTORE



6. Ricavare il nuovo dataset: moltiplicare la trasposta dell'autovettore scelto per la matrice trasposta del dataset originale.
7. Per tornare ai dati originali si deve moltiplicare la trasposta dell'autovettore per il nuovo dataset e sommare per la media.



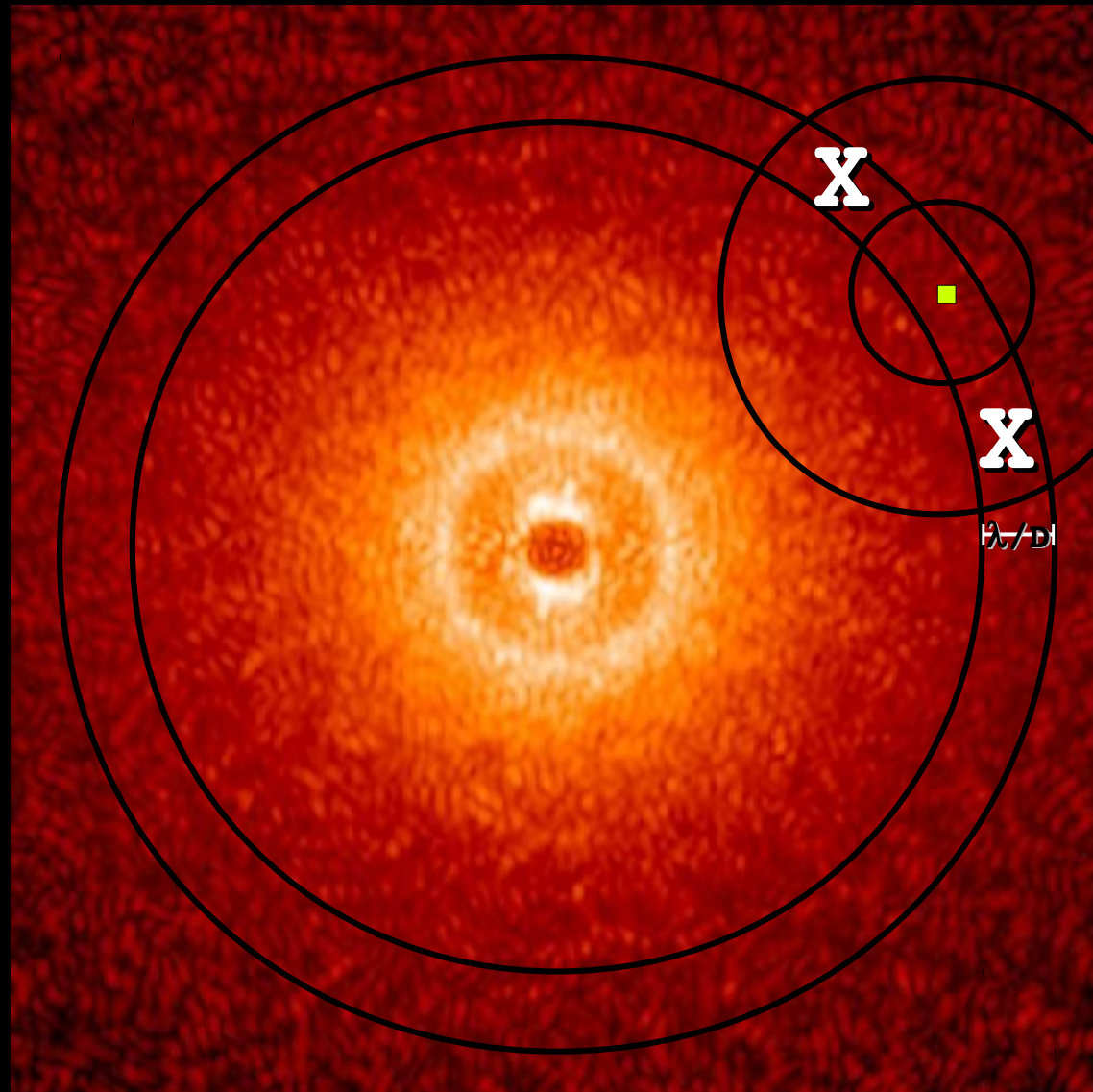


CALCOLO MAPPA NOISE
[STDV zona XX in Fig.]

NORMALIZZAZIONE PSF
FUORI CORONOGRFO

NORMALIZZAZIONE PER
FATTORE DI
CANCELLAZIONE

TUTTO X 5 →
DET LIM A 5σ



6 λ/D
2.5 λ/D



PCA: PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS



COSA

L'Analisi delle componenti principali (PCA) è uno strumento matematico utilizzato in diversi campi, dalle neuroscienze alla grafica e ovviamente in astronomia.

Viene utilizzato per identificare dei pattern nei dati ed esprimere tali dati in modo da evidenziarne somiglianze e differenze.

È particolarmente utile per dati di grande dimensione di cui la rappresentazione grafica non è disponibile.

COME

1. Organizzare i dati in matrici lineari.
2. Da ogni matrice sottrarre la media.
3. Calcolare la matrice covariante $N \times N$ [N = dimensione del dataset]
4. Calcolare gli autovettori e autovalori
5. Gli autovettori con i più alti autovalori sono le componenti principali del dataset. Si possono ordinare in ordine decrescente e decidere di ignorare le componenti meno significative. Si perdono informazioni, ma se il valore dell'autovalore è basso le info perse non sono importanti. Si stanno riducendo le dimensioni del dataset. [numero modi = numero di autovalori selezionati]
6. Ricavare il nuovo dataset: moltiplicare la trasposta dell'autovettore scelto per la matrice trasposta del dataset originale.
7. Per tornare ai dati originali si deve moltiplicare la trasposta dell'autovettore per il nuovo dataset e sommare per la media.





PERCHE'

Si considerino n immagini, ognuna delle quali $N \times N$ pixel. Per ogni immagine si devono mettere le righe di pixel una dopo l'altra in modo di avere una matrice monodimensionale. Alla fine si ottiene una matrice immagine composta da n righe e $N \times N$ colonne.

Applicando la PCA e selezionando un numero appropriato di componenti principali è possibile ricostruire il modello di rumore dei dati originali evitando di includere segnali meno importanti come quello di un compagno associato.

Sottraendo questa immagine parziale dai dati originali è possibile ridurre il rumore delle speckle evitando di sottrarre il compagno.



PROFILI MASC. APO.



SP1
IWA 4 – OWA 16
CONTRAST 10⁻⁵



SP2
IWA 4.8 – OWA 12
CONTRAST 10⁻⁶



SP3
IWA 5.3 – OWA 12
CONTRAST 10⁻⁷



SP4
IWA 3 – OWA 12
CONTRAST 10⁻⁶



SP5
IWA 2.8 – OWA 12
CONTRAST 10⁻⁵



APLCG
IWA 4
CONTRAST 10⁻⁷

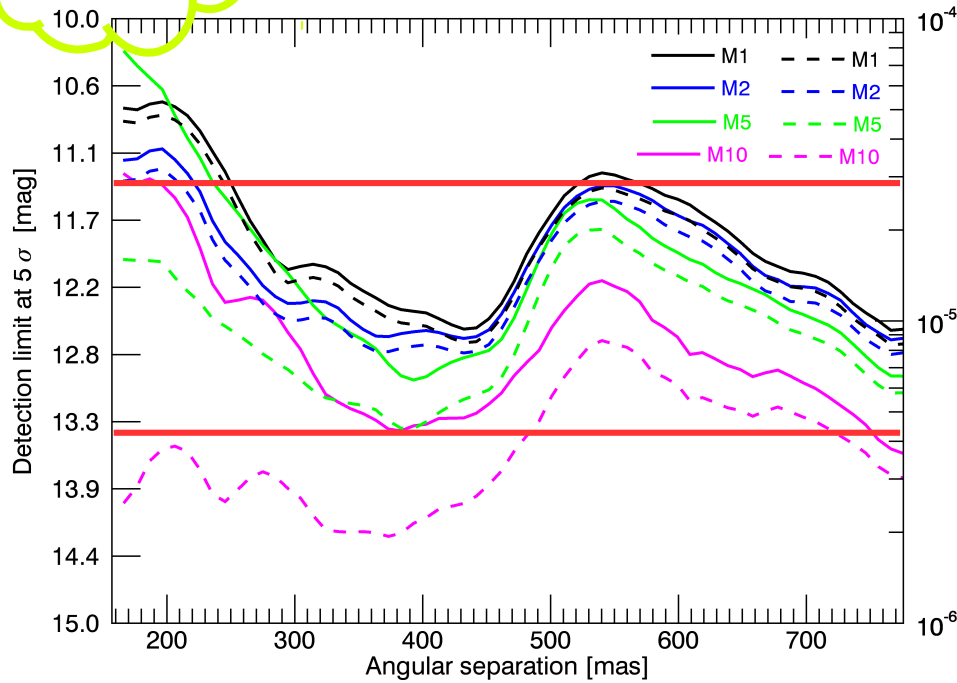
$1 \lambda/D = 40 \text{ mas}$
 $4 \lambda/D = 160 \text{ mas}$
 $5.3 \lambda/D = 212 \text{ mas}$
 $12 \lambda/D = 480 \text{ mas}$
[Lyot-Gauss:
IWA: 2-2.5 λ/D
Nominal Contrast:
10⁻⁵]

30 → 100 FRAMES SIMULATI [ADI]



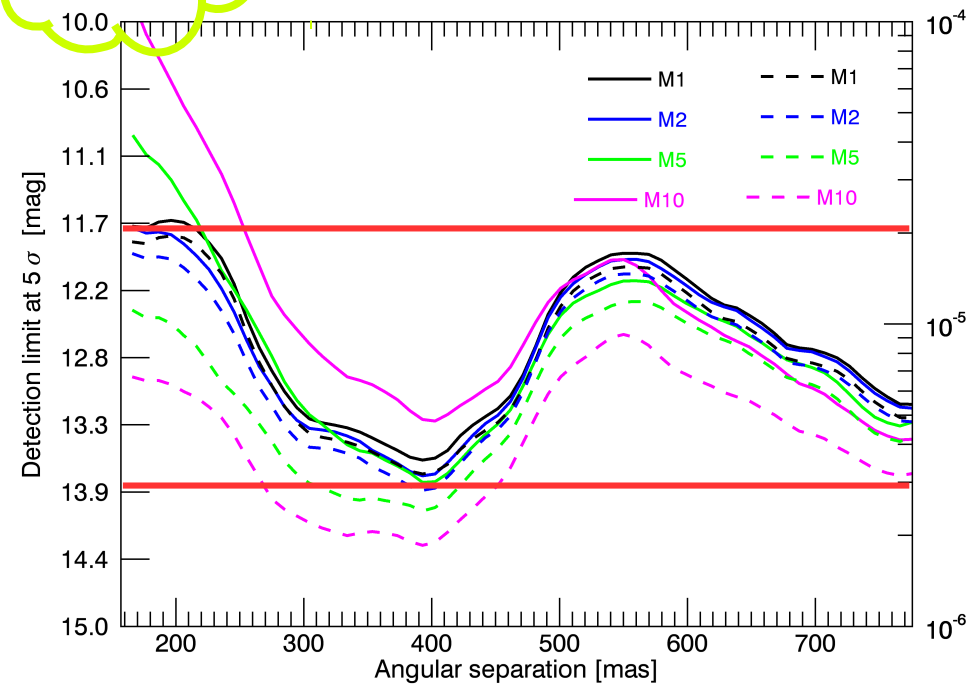
30

APLCG s0.4" H5 R8



100

APLCG s0.4" H5 R8



ADI/90DEG ROT

Linea continua: detection limit corretto per il fattore cancellazione

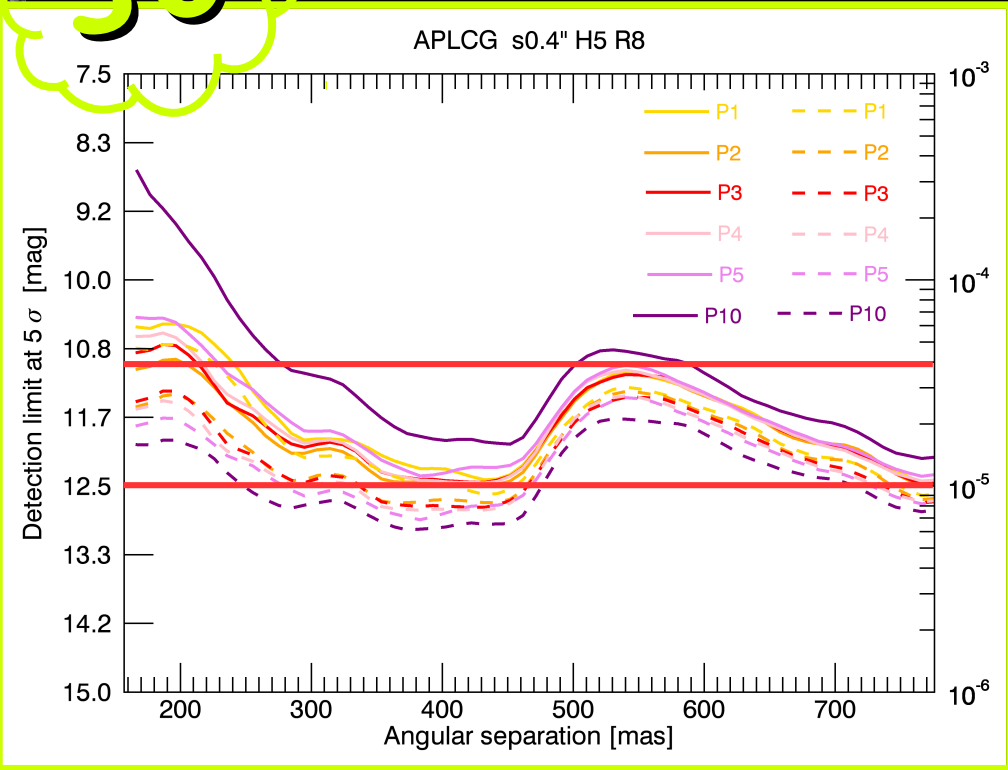
Linea tratteggiata: detection limit non corretto per il fattore cancellazione



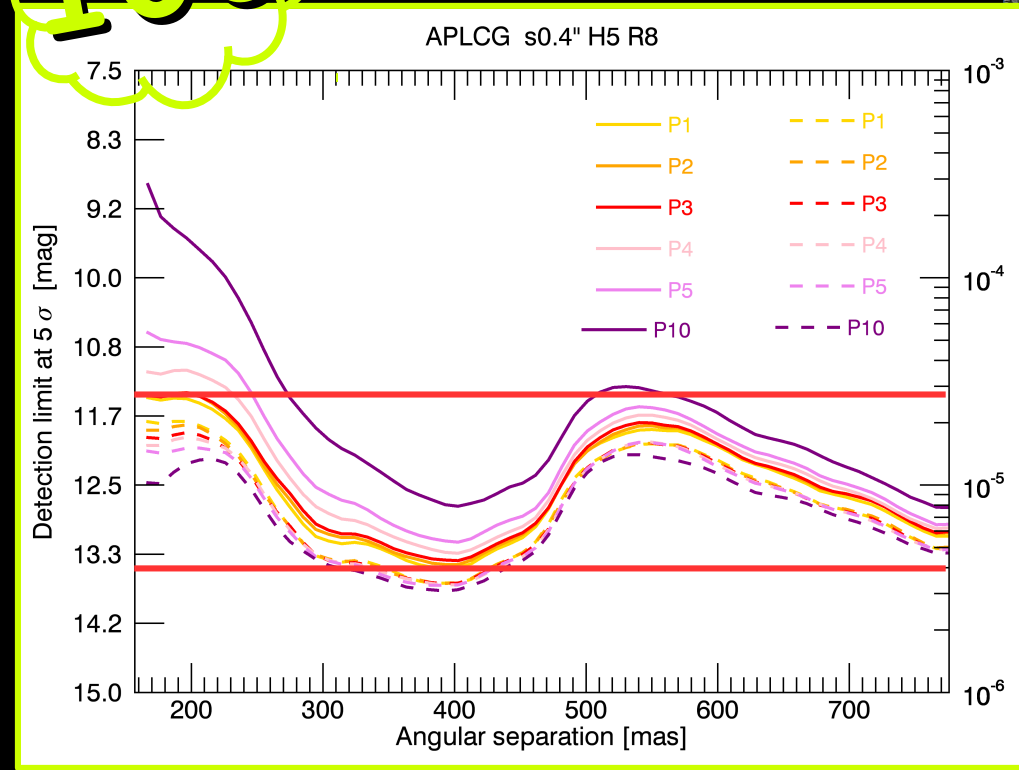
30 → 100 FRAMES SIMULATI [PCA]



30



100



PCA/90DEG ROT

Linea continua: detection limit corretto per il fattore cancellazione

Linea tratteggiata: detection limit non corretto per il fattore cancellazione

