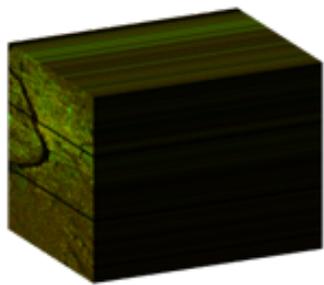


Caracterización no supervisada y DL de secuencias SAR para caracterización del cambio urbano

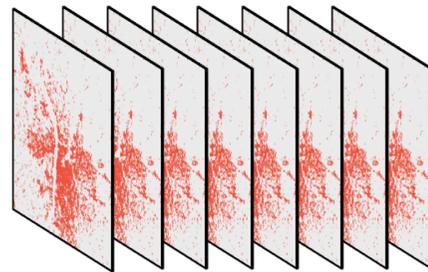


Análisis de cambios SAR multitemporales

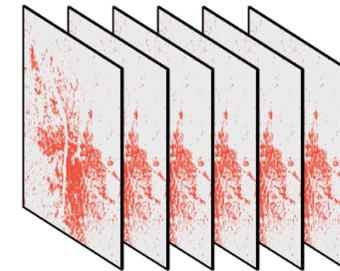


Serie temporal SLC

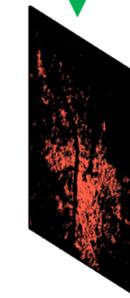
Extracción de
extensión
urbana
→



Extensión urbana

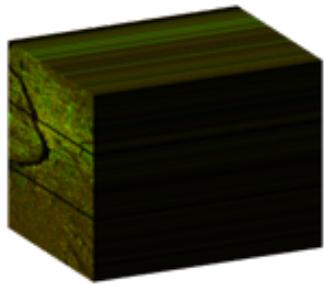


Máscaras del cambio $X(i)$



Núcleo urbano

Análisis de cambios SAR multitemporales

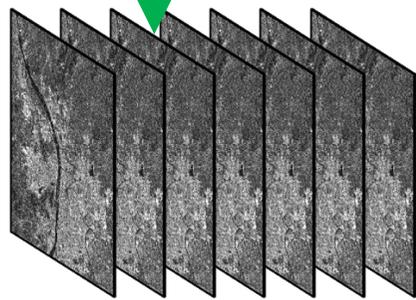


Serie temporal SLC

Coherencia γ :

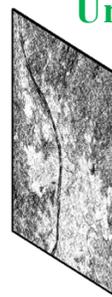
$$\gamma(x, y) = \frac{\left| \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n z_{t1}(x_i, y_j) z_{t2}^*(x_i, y_j) \right|}{\sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |z_{t1}(x_i, y_j)|^2 \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |z_{t2}(x_i, y_j)|^2}}$$

Tratamiento InSAR

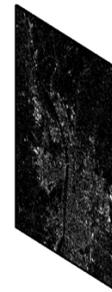


Coherencia γ_c

Umbralización



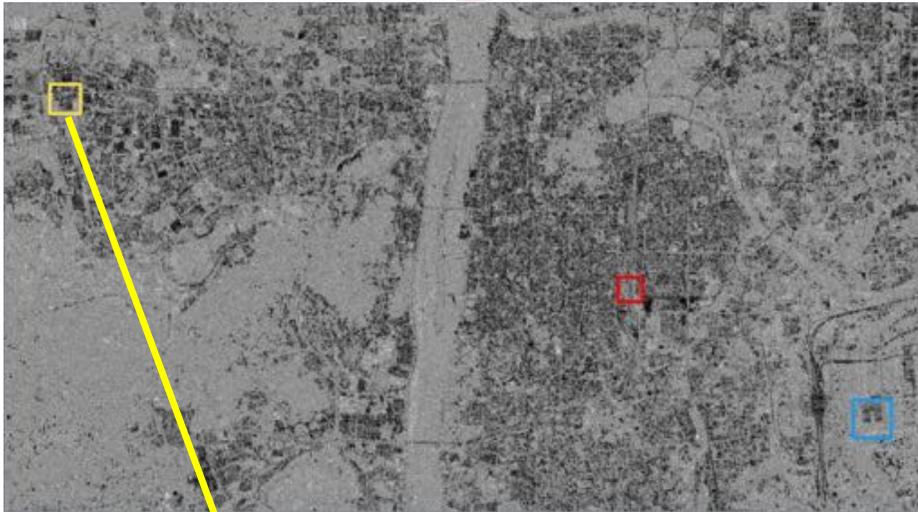
σ_c / μ_c



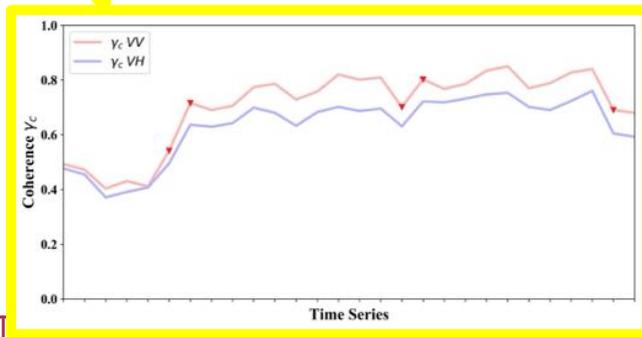
Máscara del cambio



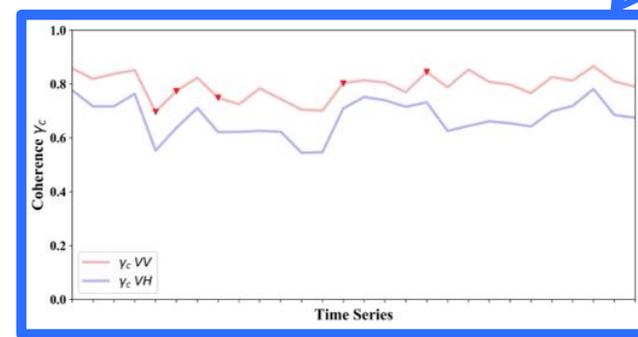
Con más detalle



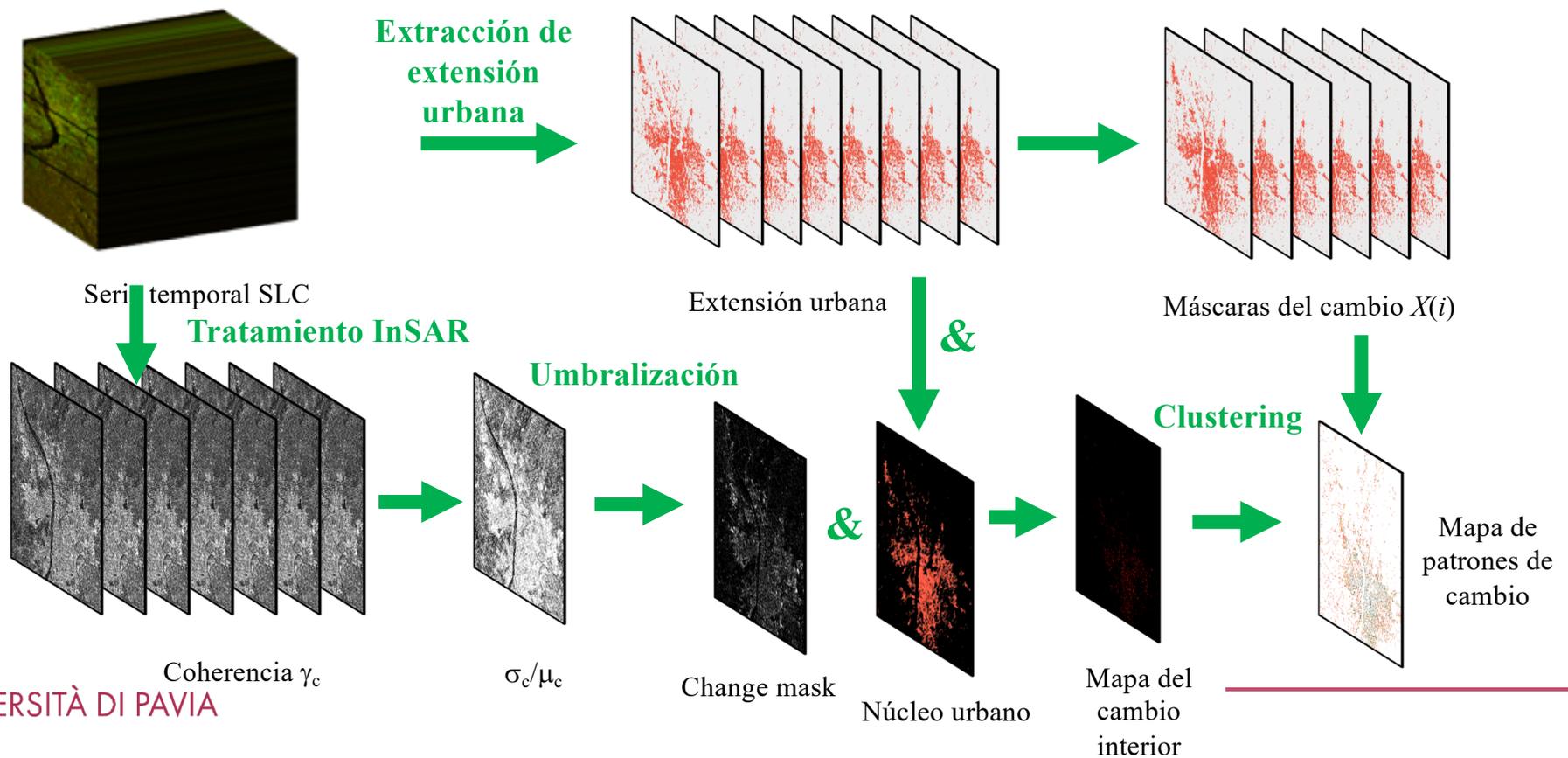
Ratio σ_c/μ_c



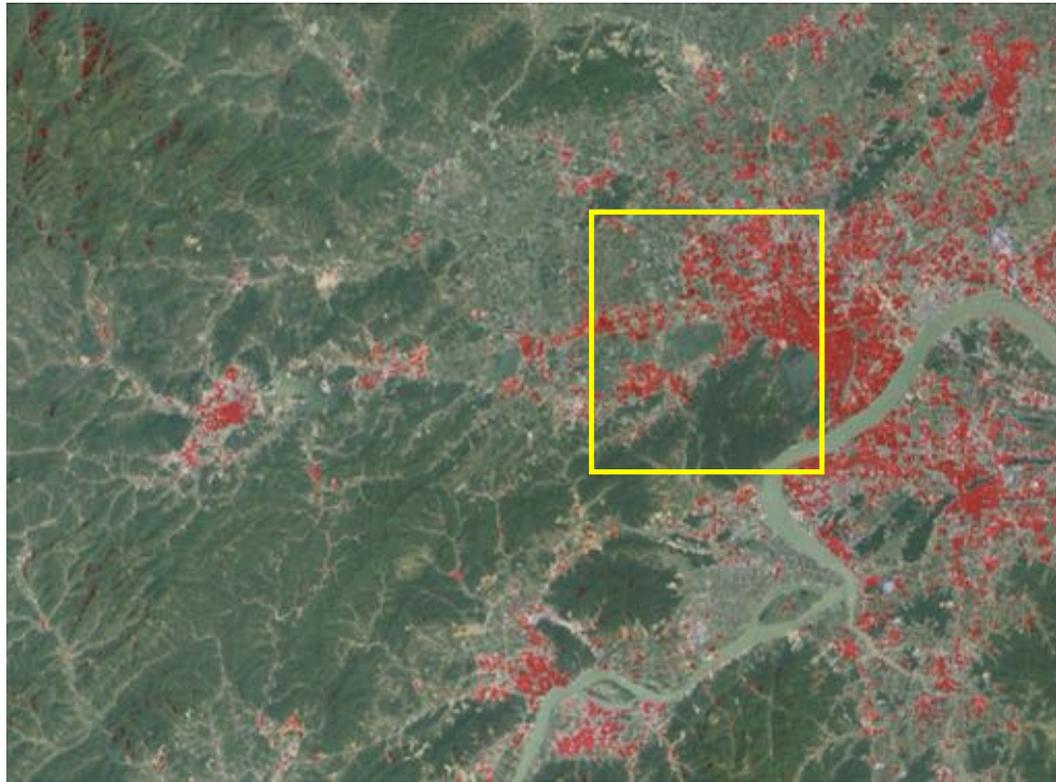
Posibles cambios



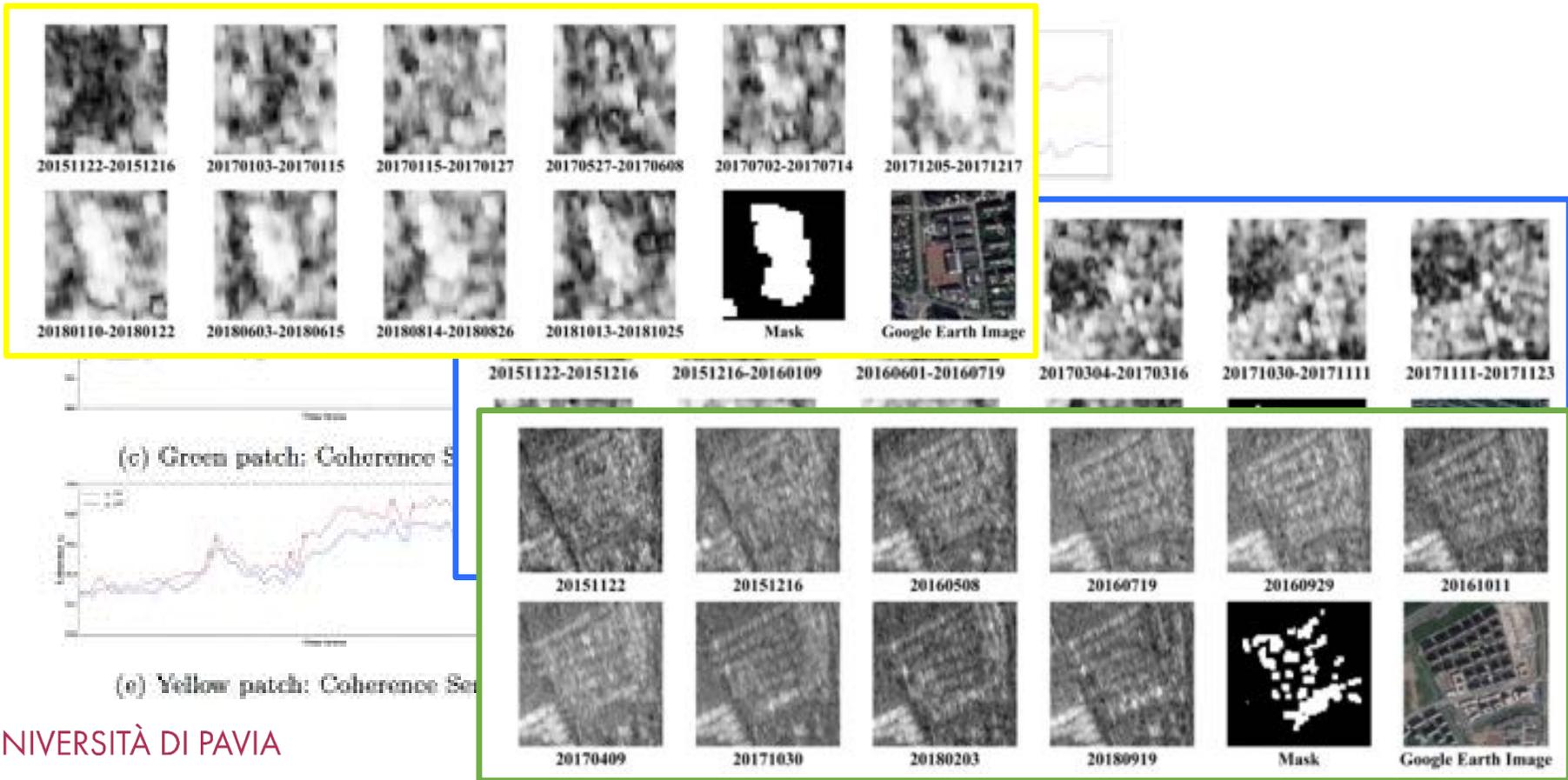
Análisis de cambios SAR multitemporales



Wuhan, P.R. China



Mapeo de secuencias de coherencia

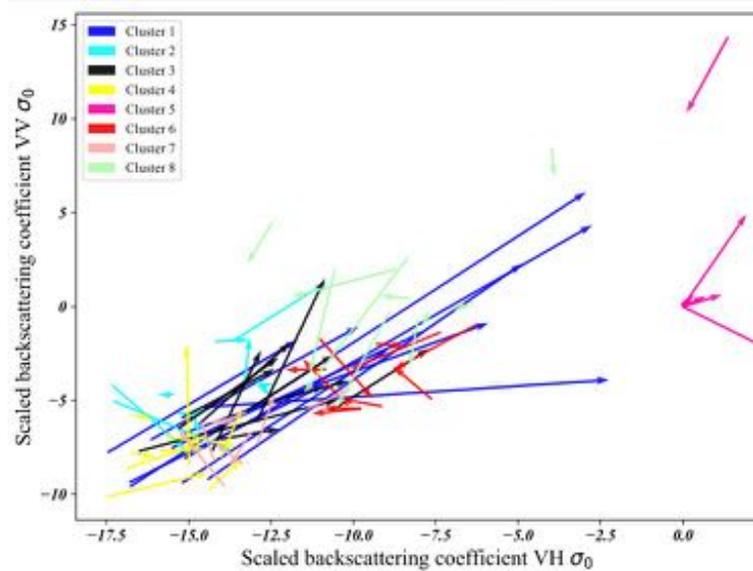


Efectos

- Si no hay un modelo de ciudad en 3D para calibrar la distorsión geométrica...
- ... hay múltiples impactos en la extracción de información de alta resolución:
 - falta de detección de edificios
 - mapeo inexacto o reducido de la extensión del área construida
 - extracción de cambios incorrectos causados por la distorsión geométrica (por ejemplo, superposición, sombra)

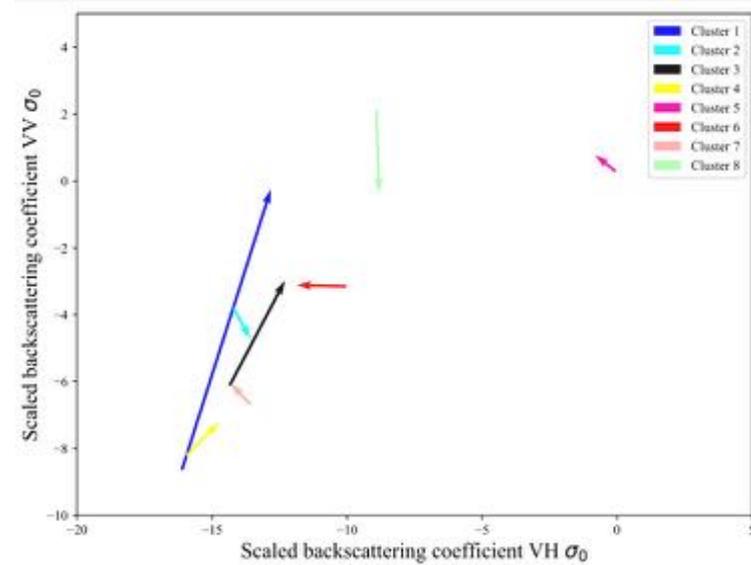


Visualización mediante vectores de cambio

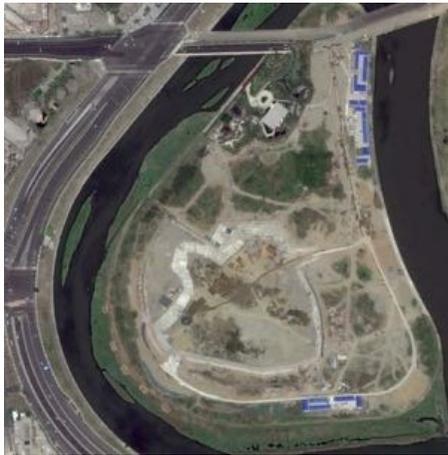


← Cambiar vectores usando 8 clusters

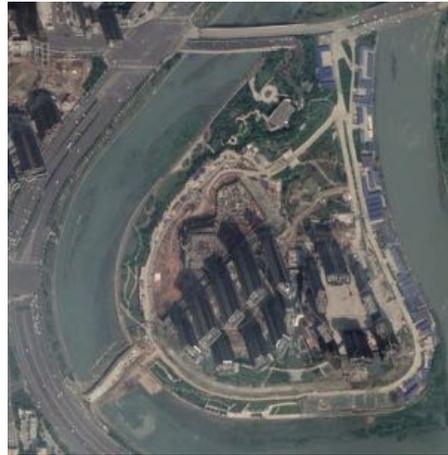
Valores promedio de los vectores: los grupos azul, negro y verde resaltan diferentes cambios en el área urbana →



Cluster Azul



2015/05



2017/05



2018/11



Nuevas construcciones

Cluster verde



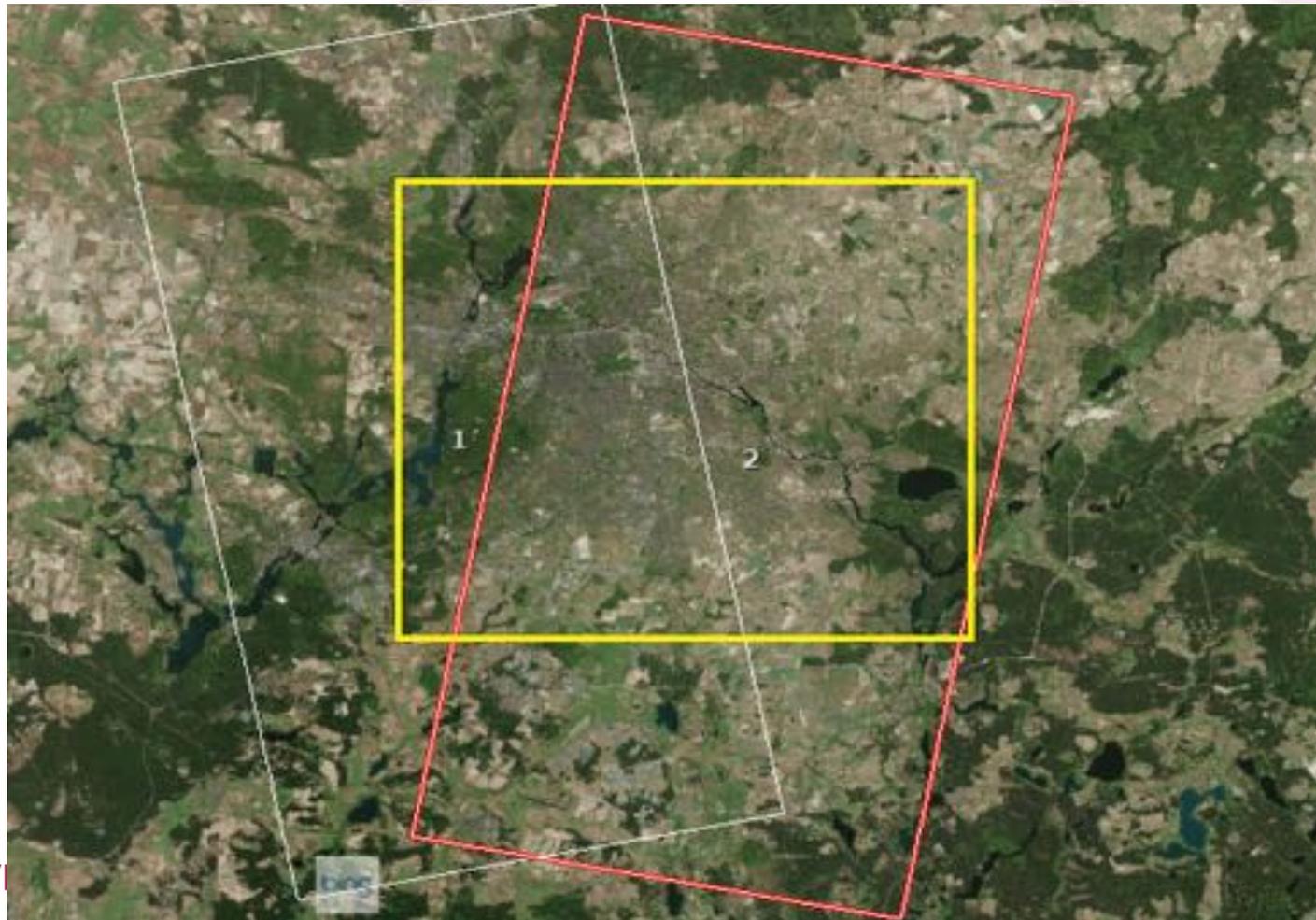
2015/07



2019/08

Más densamente edificada

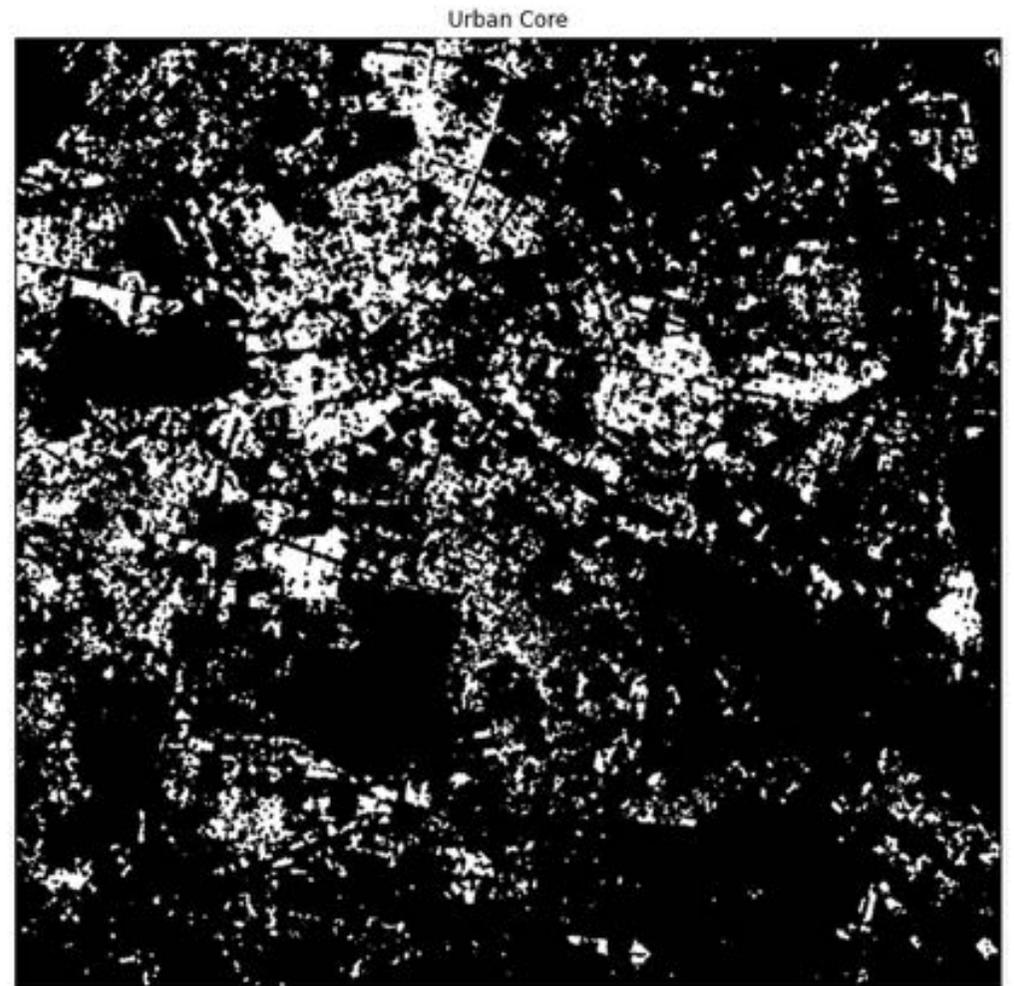
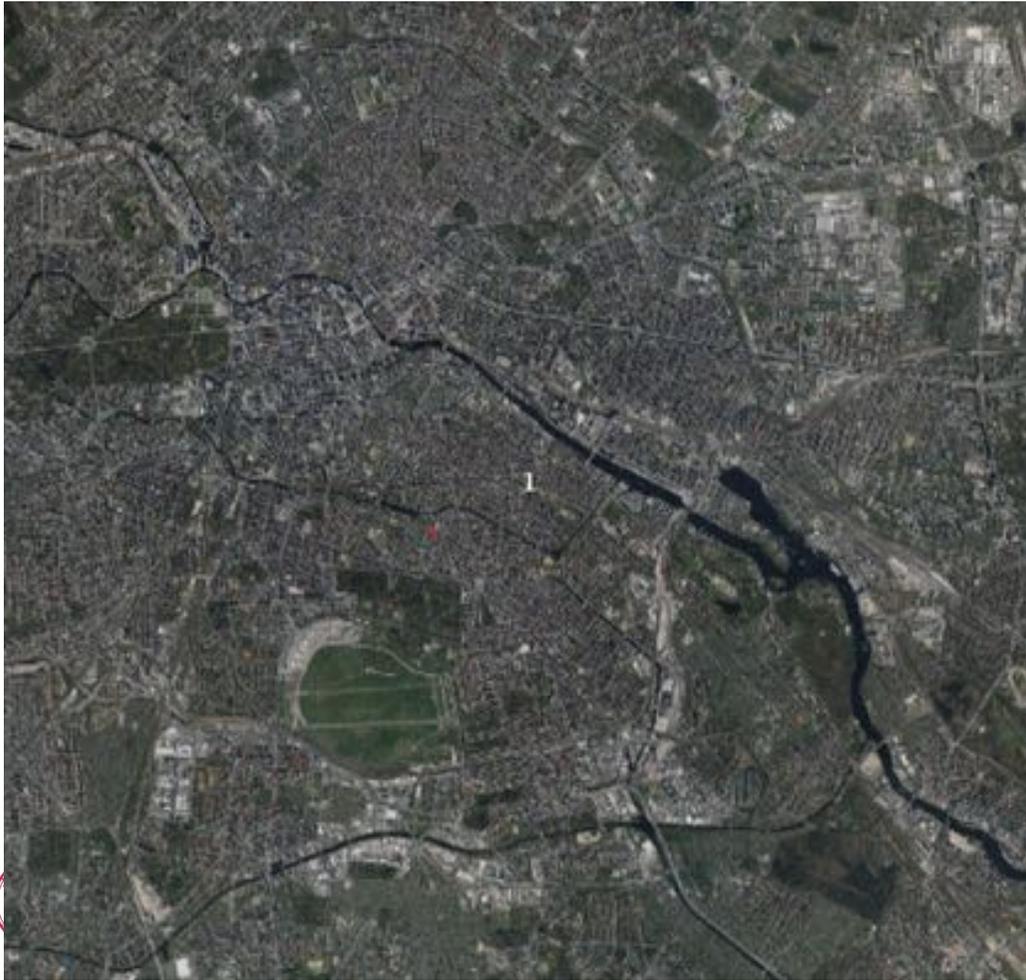
TerraSAR-X en Berlín



- **Berlín Urbano**
- **Imagen descendente**
- **Imagen ascendente**



Núcleo urbano



Resultados

Color	Número de píxeles
Blue	1,325,857
Red	631,181
Yellow	1,325,236

Descripción	Color
Big changes	Red, Yellow
Small changes	Blue



Sample of final result with 3 different classes

Resultados – De suelo desnudo a edificado



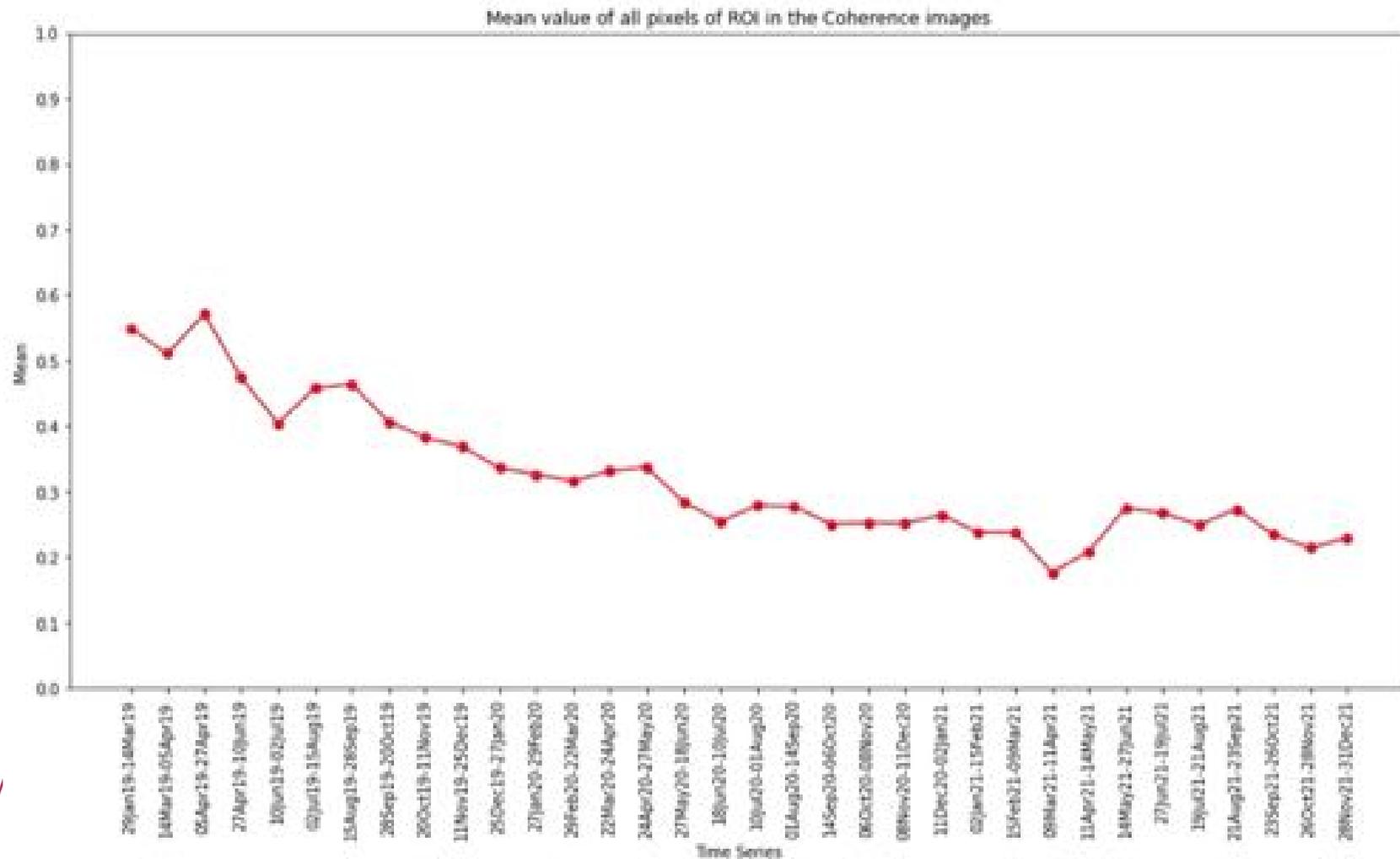
2019



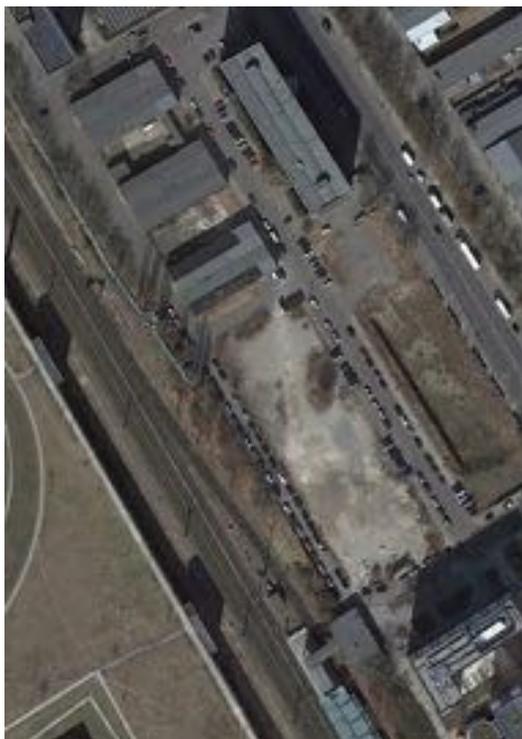
2021



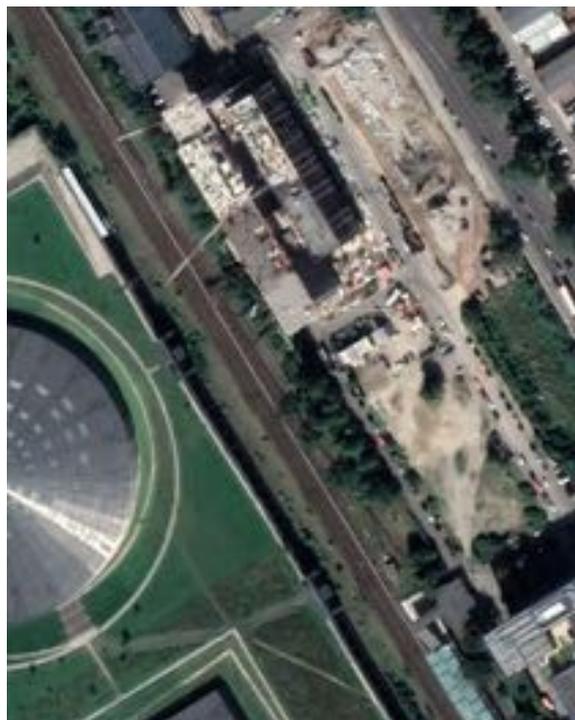
Resultados – Secuencia de coherencia



Resultados – Diferentes edificios



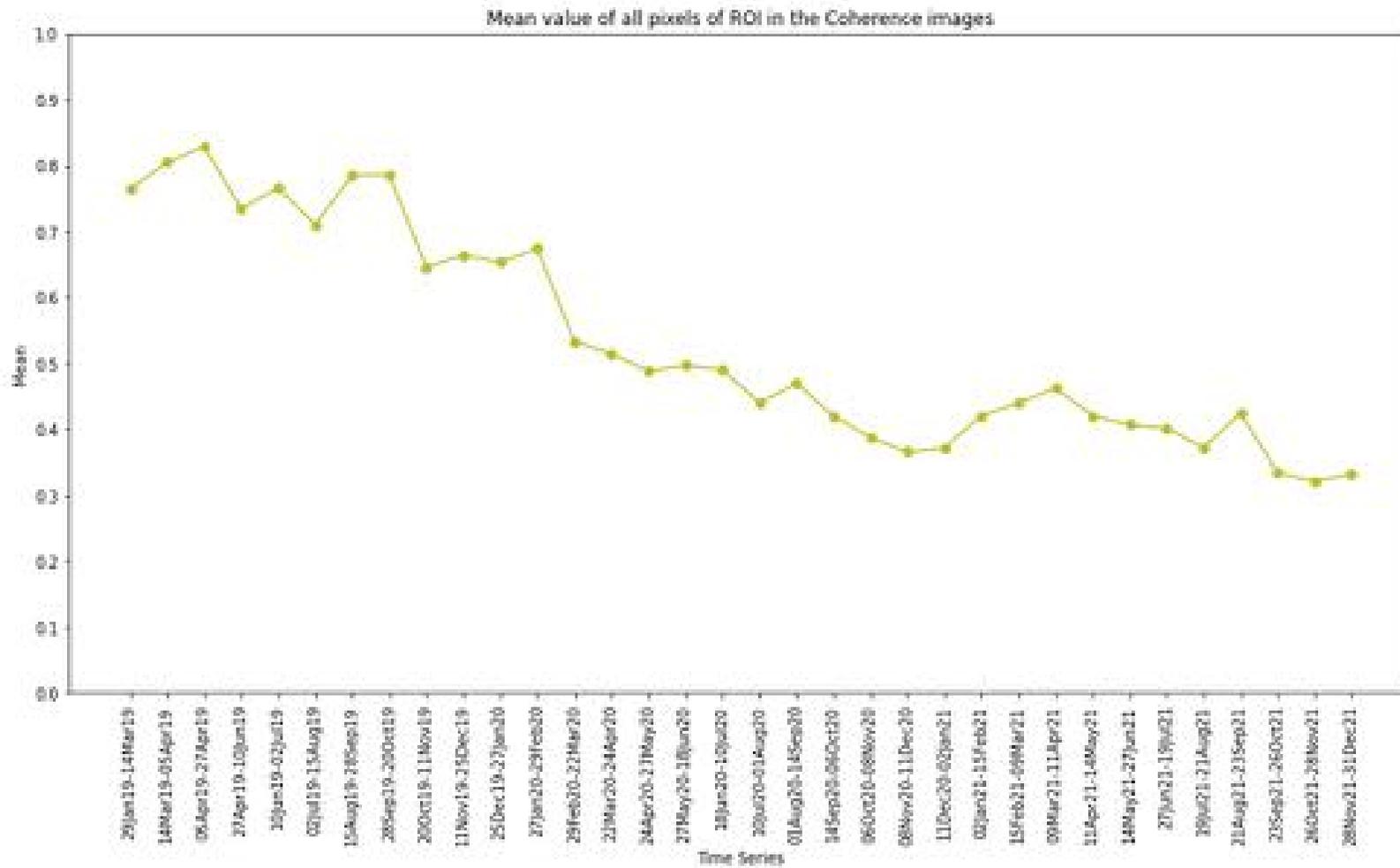
2019



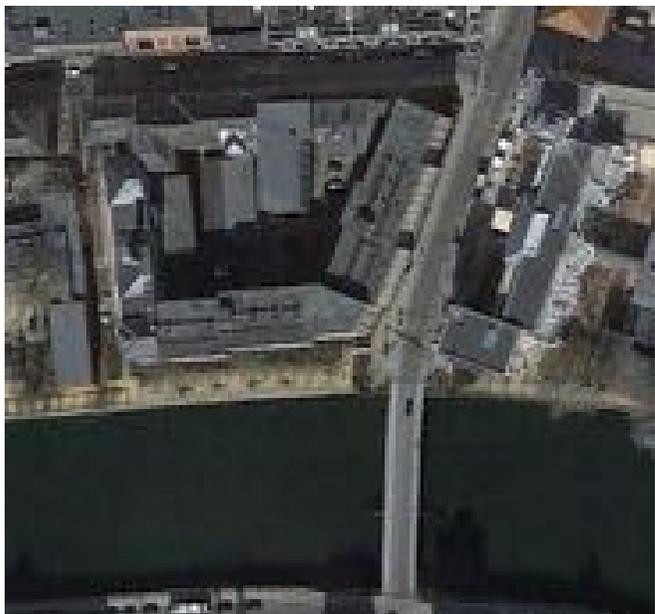
2021



Resultados – Secuencia de coherencia



Resultados – Cambio de techo



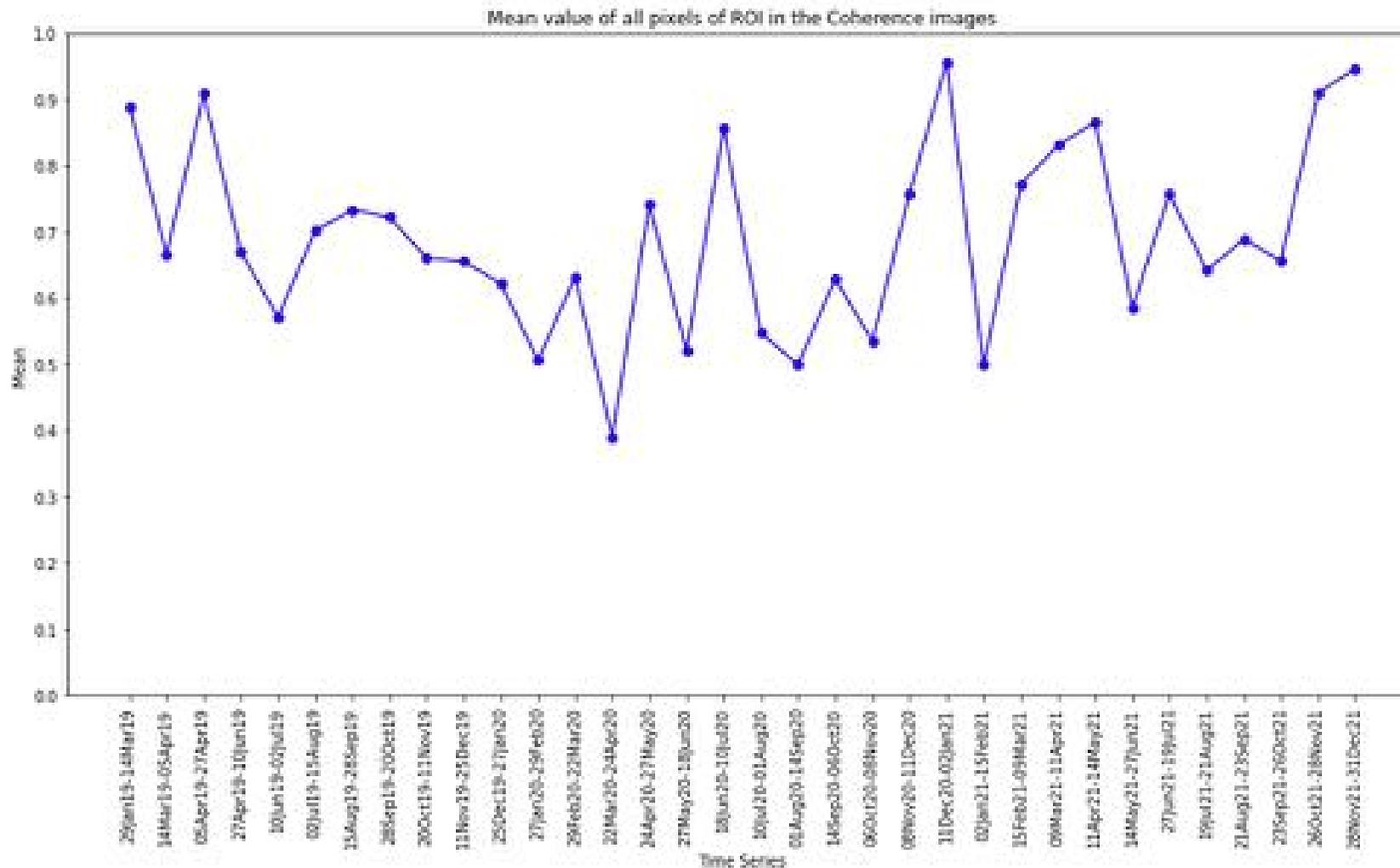
2019



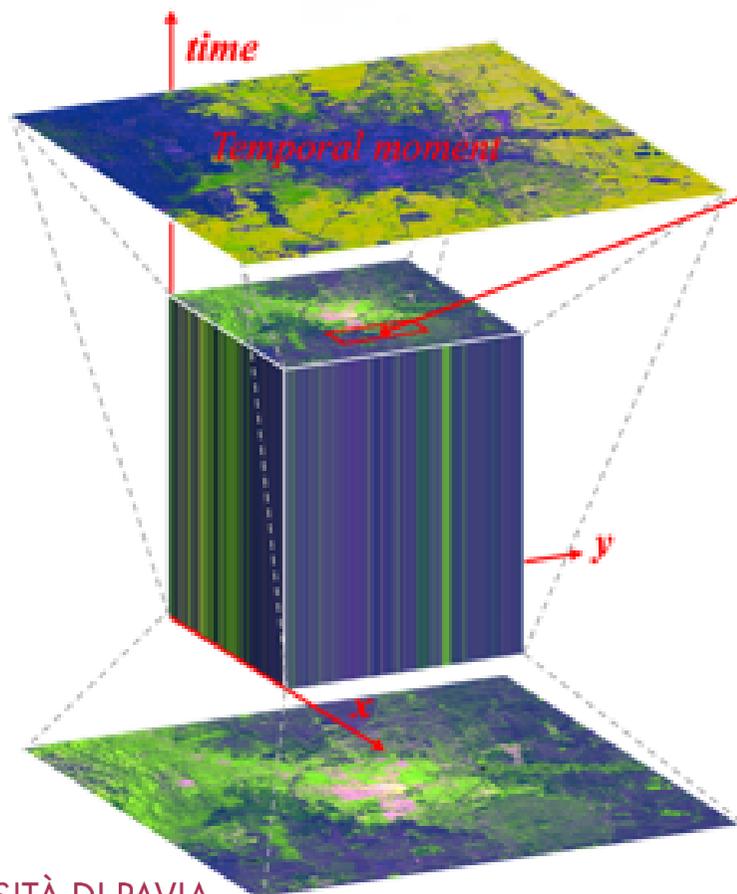
2021



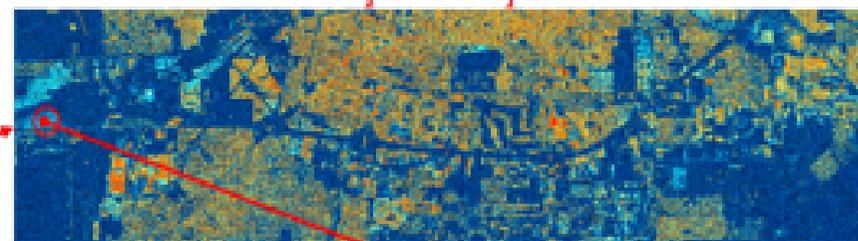
Results – Secuencia de coherencia



Interpretación de secuencias temporales



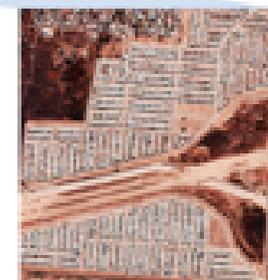
Temporal sequence



15/05/2016



05/03/2017

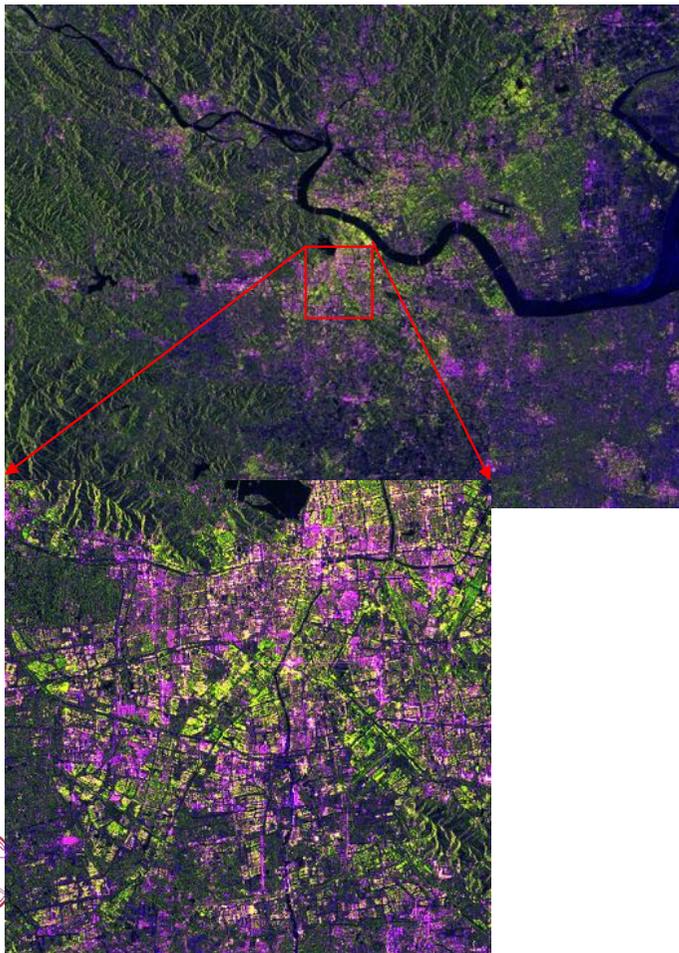


01/08/2019



UNIVERSITÀ DI PAVIA

Hangzhou, Zhejiang



Conjuntos de datos:

Producto Sentinel-1 Nivel 1 Single Look Complex (SLC)

Resolución de 5 x 20 m

Órbita ascendente

74 series SLC de ciclos de revisión de 12 días

Modo de franja interferométrica amplia (IW)

Pasos de procesamiento:

Extracción de series, series de coherencia γ , series de sigma σ_0

Mapeo de cambios en el dominio espacial

Segmentación de series temporales

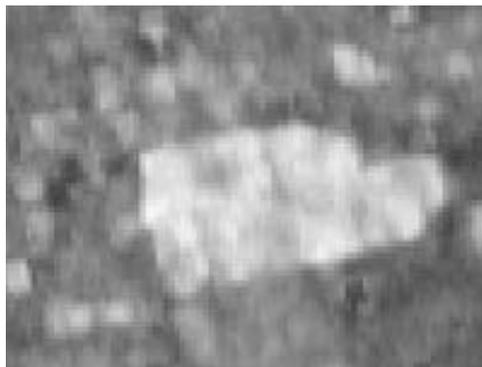
Suavizado temporal

Agrupamiento de segmentos

Resultados



promedio de la pila de series



desviación estándar de la pila de series



relación entre la desviación estándar y la media



2017.07



2018.12



change map

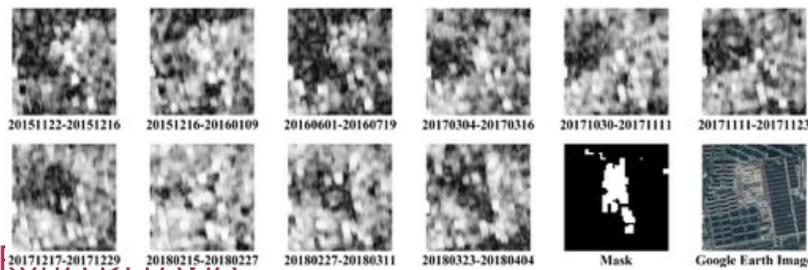
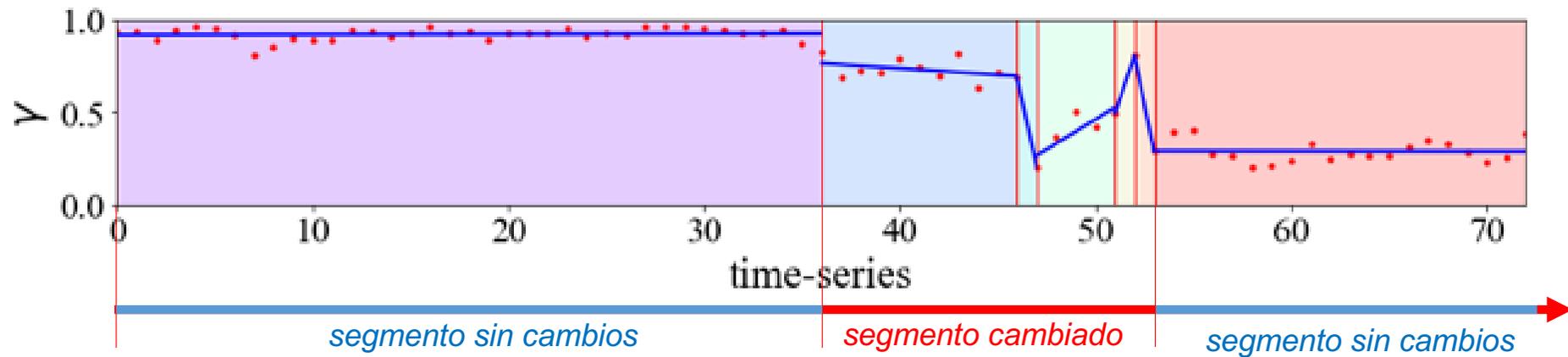


Algoritmo de segmentación «estándar»

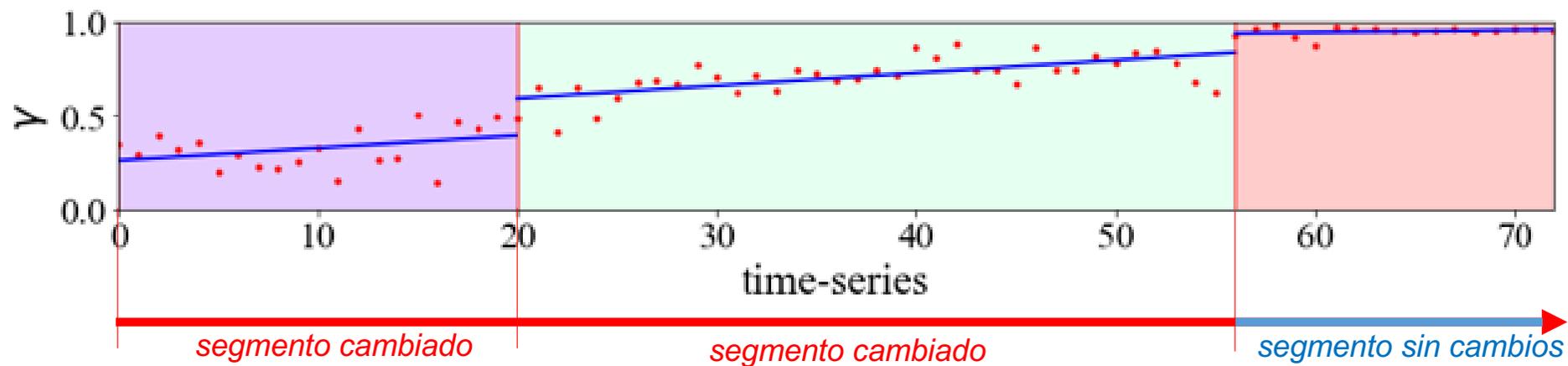
- Los segmentos se discriminan mediante puntos de cambio.
 - 1) En primer lugar, se utiliza un algoritmo de ventana de cambio para generar puntos de cambio. (Un segmento de tiempo se hace crecer a partir de una marca de tiempo inicial hasta que la secuencia excede un umbral de varianza.
 - 2) Se realiza una regresión lineal en cada segmento para estimar la tendencia cambiante. Los segmentos que definen un cambio o una situación sin cambios se detectan mediante el uso de un umbral en la regresión.
 - 3) Los segmentos de cambio adyacentes se fusionan para garantizar la integridad del fragmento variable.



Interpretación de secuencia de cambios I

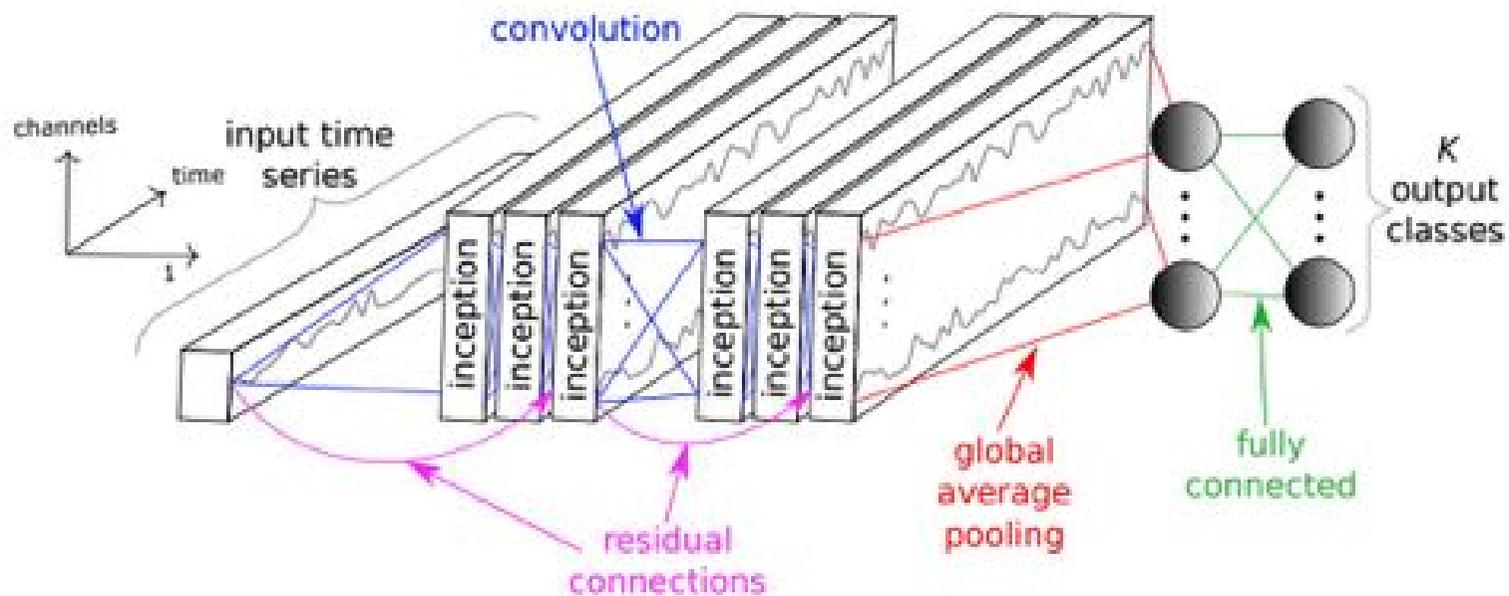


Interpretación de secuencia de cambios II

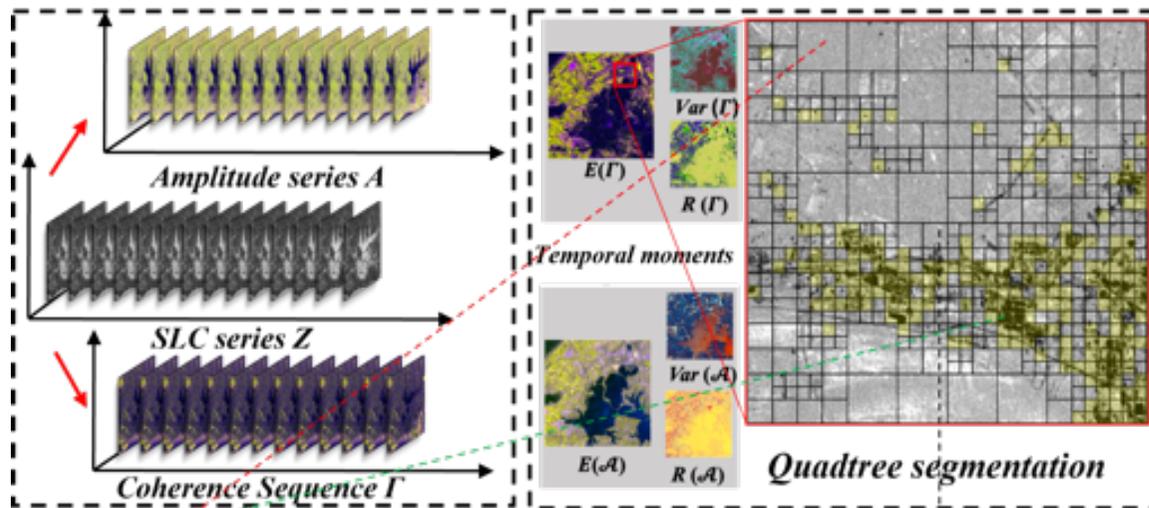


Segmentación basada en IA

Segmentación semántica temporal y reconocimiento de patrones temporales en secuencias SAR urbanas

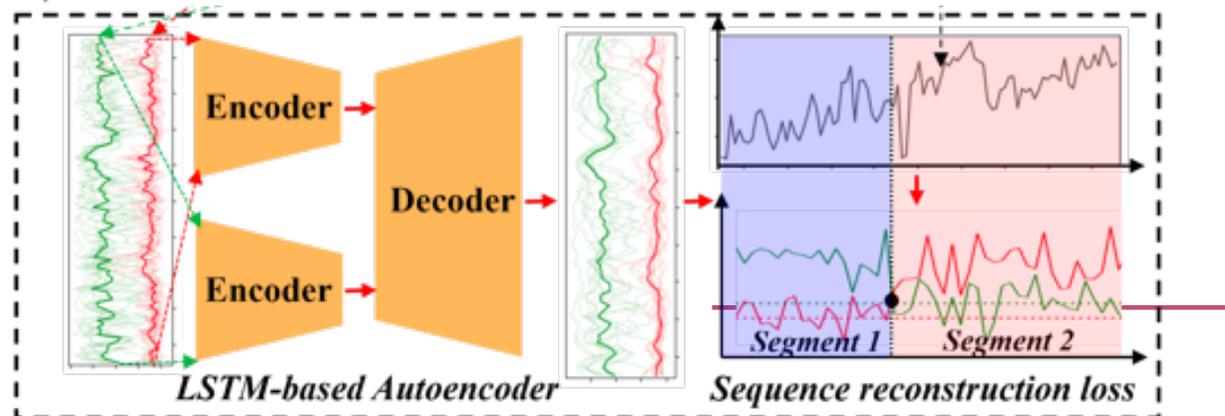


Metodología



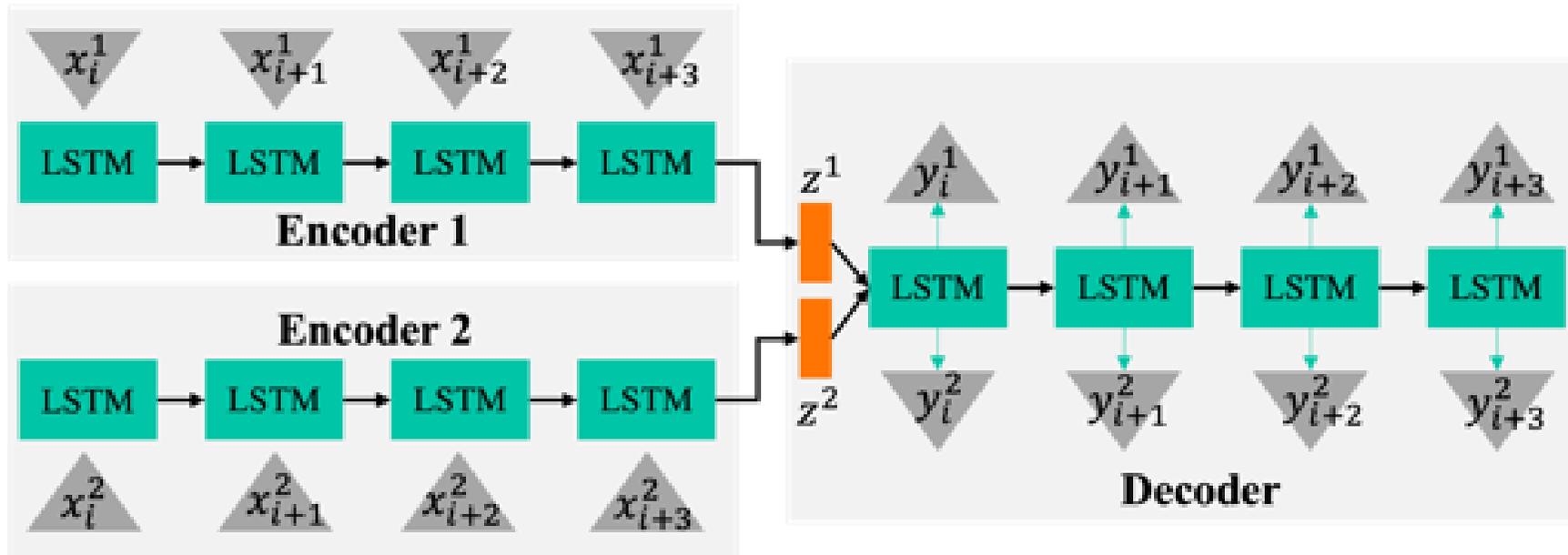
Extracción de las clases semánticas de cambio variable en el tiempo (C_{tv}) y sin cambio (C_{nc}) mediante parches homogéneos seleccionados generados a través de la división de árboles cuádruples.

Reconocimiento de puntos de cambio basado en la conmutación entre las pérdidas de reconstrucción de las dos ramas de salida de un autocodificador basado en LSTM.

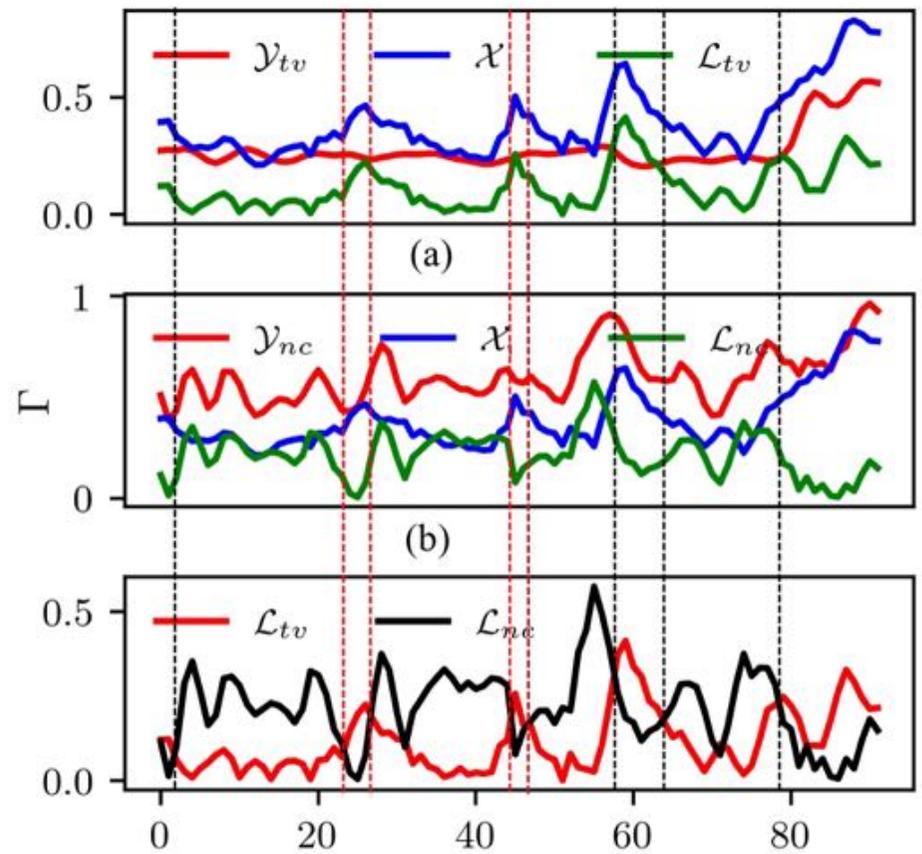
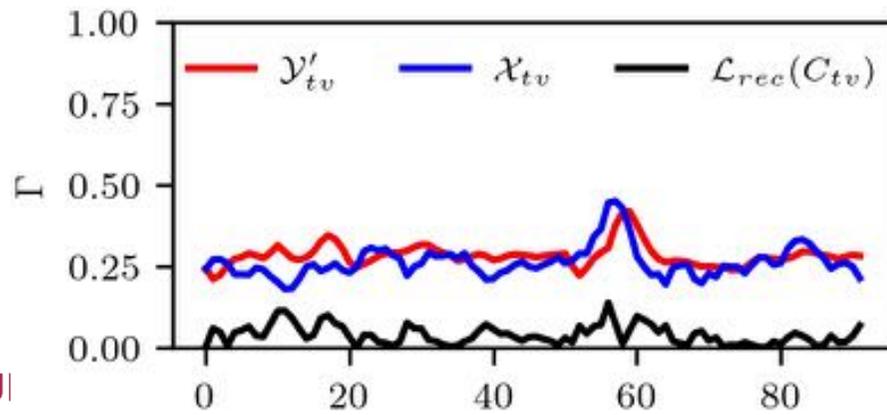
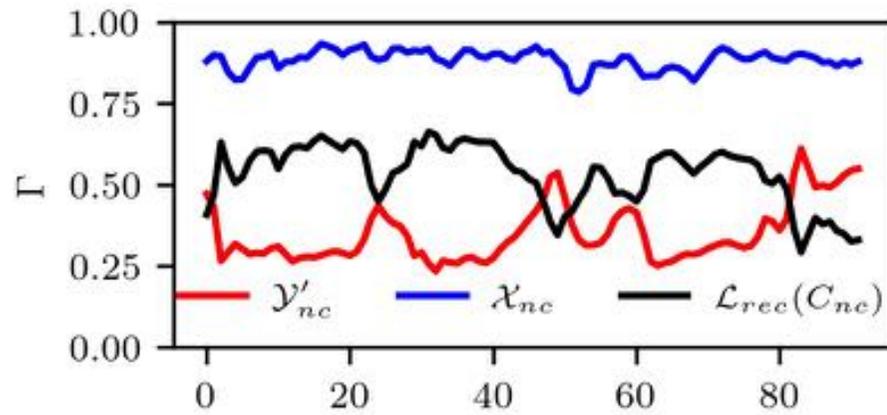


La arquitectura DL seleccionada

- La estructura del autocodificador LSTM, compuesta por dos codificadores y un decodificador, tiene como objetivo ampliar la diferencia entre las variables latentes z_1 y z_2 .



Algunos resultados



Conclusiones (¡de nuevo!)

- Se proporciona un enfoque no supervisado de dos pasos para la detección de cambios urbanos mediante la combinación de información de cambios espaciales y temporales.
- La pérdida de reconstrucción por autocodificador basado en LSTM puede considerarse como una distancia métrica para la detección de puntos de cambio.
- Los resultados preliminares confirmaron la eficacia de la segmentación semántica para secuencias SAR multivariadas.



Referencias

- M. Che and P. Gamba, "Urban Change Pattern Exploration Using Fine-resolution SAR of Ascending and Descending Orbits," Proc. of the 2020 IEEE Radar Conference (RadarConf20), Florence, Italy, 2020, unformatted CD-ROM, doi: 10.1109/RadarConf2043947.2020.9266679.
- M. Che and P. Gamba, "Temporal and Spatial Change Pattern Recognition by Means of Sentinel-1 SAR Time-Series," Proc. of IGARSS 2020, Waikoloa, HI, USA, 2020, pp. 160-163, doi: 10.1109/IGARSS39084.2020.9323365.
- M. Che, A. Vizziello and P. Gamba, "Semantic Segmentation and Recognition of Temporal Patterns in Urban SAR Sequences," IGARSS 2023 - 2023 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Pasadena, CA, USA, 2023, pp. 6878-6881, doi: 10.1109/IGARSS52108.2023.10281553.
- M. Che, P. Gamba, "Bi- and Three-dimensional Urban Change Detection using Sentinel-1 SAR Temporal Series", Geoinformatica, doi: 10.1007/s10707-020-00398-8, vol. 25, pp. 759–773, 2021.
- M. Che, A. Vizziello and P. Gamba, "Spatio-temporal Urban Change Mapping with Time-Series SAR data," IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2022, vol. 15, pp. 7222-7234, 2022, doi: 10.1109/JSTARS.2022.3203195.

