

Analizzando 150 anni di cambiamenti in Bavaria



In genere, quando pensiamo al change detection in un contesto di telerilevamento, consideriamo la differenza tra un insieme di immagini acquisite su un'area fissa durante un periodo di tempo relativamente breve, come le immagini del 2005 rispetto alle immagini del 2010. In alcuni casi, la profondità storica del set di dati è maggiore, consentendo un'analisi continua di oltre 30 anni, come dimostrato in un altro studio – [Automating Complex Multi-Temporal Analyses with eCognition](#).

E poi ci sono i risultati di questo affascinante articolo recentemente pubblicato sulla rivista di telerilevamento MDPI intitolato [Over 150 Years of Change: Object-Oriented Analysis of Historical Land Cover in the Main River Catchment, Bavaria/Germany](#). Nel loro studio, gli autori esaminano il cambiamento della copertura del suolo nella regione del bacino idrografico del fiume principale sulla base di mappe storiche che coprono un periodo di 150 anni e dati GIS attuali con il software Trimble eCognition.

I dati di input utilizzati per determinare la copertura storica del suolo provenivano dai cosiddetti "fogli primari", o Uraufnahmen in tedesco, creati tra il 1808-1864. I fogli di posizione sono stati quindi derivati dai fogli primari e coprono quasi l'estensione dell'ex Regno di Baviera - questi sono stati tipicamente prodotti tra il 1817 e il 1872. Gli autori hanno utilizzato una combinazione di 26 fogli di posizione e 456 fogli primari in formato GeoTiff.

I dati 2015 ATKIS (Amtliches Topographisch-Kartographisches Informationssystem - Sistema informativo topografico-cartografico ufficiale) sono stati utilizzati per rappresentare le attuali condizioni di copertura del suolo.

A causa del fatto che le mappe del 1800 utilizzavano chiaramente alcune designazioni di copertura del suolo diverse da quelle in uso oggi, è stato stabilito uno schema di copertura del suolo comune per consentire il confronto diretto dei diversi set di dati.

Gli autori hanno utilizzato le seguenti classi:

- Terreno coltivato: terreno coltivabile per la produzione agricola (Ackerland, Streuobstacker, Hopfen e Gartenland)
- Prato: pascoli e praterie (Grünland e Streuobstwiese)
- Foresta: alberi che servono per la produzione di legname (Wald)
- Urbano: insediamenti umani, ad es. Città, case, edifici storici, linee di trasporto e aree ricreative (Siedlung)

L'analisi e la classificazione delle mappe storiche è stata effettuata in eCognition su un'area di 2268 km². "I metodi OBIA sono preferiti rispetto agli approcci basati sui pixel per questo compito ... in un'analisi basata sui pixel, manca il contesto, che è importante per le mappe storiche in cui il significato dei simboli raffigurati gioca un ruolo più importante dei colori sulla mappa ". L'analisi fatta con eCognition è iniziata con una normalizzazione delle immagini di input: le mappe storiche a 3 bande. Gli autori hanno scelto di applicare sia miglioramenti lineari che a istogramma e "le nove bande insieme (3 RGB, 3 RGB normalizzate linearmente e 3 RGB normalizzate con istogramma) sono state utilizzate e combinate per aumentare la precisione del rilevamento delle classi di copertura".

Una volta completata la preparazione dei dati, è stata eseguita una segmentazione per generare gli oggetti immagine iniziali, dopodiché "seguono molte segmentazioni basate sulla classificazione che migliorano l'estensione e l'identificazione degli oggetti, descrivendo un processo iterativo. In ogni passaggio vengono estratte più informazioni dall'immagine e utilizzate per migliorare l'aggregazione degli oggetti ". Per generare i loro oggetti immagine iniziali, gli autori hanno scelto di eseguire una segmentazione quadtree e successivamente una segmentazione multirisoluzione.

Sulla base degli oggetti immagine esistenti, gli autori hanno quindi sviluppato una serie di variabili. Tra queste c'era una *feature* personalizzata (cioè definita dall'utente) per la luminosità normalizzata. Inoltre, le feature di Hue, Saturation, e Intensity (HSI) sono state calcolate per l'intero spazio colore RGB, inclusi i livelli normalizzati (si noti che in eCognition 10 il calcolo HSI è ora automatizzato tramite un algoritmo del ruleset e supporta la creazione di layers di immagini). In totale, sono state calcolate 12 features HSI da utilizzare nella classificazione.

Una volta stabiliti tutti i layer di input e le potenziali features per l'analisi dell'immagine, gli autori hanno avviato la fase di sviluppo del ruleset. La creazione di un ruleset può essere paragonata alla creazione di un programma per computer o di un'app e questo in genere passa attraverso diverse iterazioni. Il processo di ricerca delle features più adatte per la definizione delle descrizioni delle classi "è stato ripetuto circa 312 volte, per una media di due variabili e algoritmi per classe". Infine, gli autori notano che "durante l'identificazione della classe, gli indici di media, luminosità, deviazione standard e forma erano i più utilizzati". Inoltre "nella fase di rimodellamento e miglioramento del contorno sono state utilizzate importanti caratteristiche spaziali, come l'area, il bordo relativo con una classe specifica e la distanza dal bordo della scena".

Le caratteristiche di ciascuna mappa storica (immagine) hanno aggiunto complessità al progetto in quanto queste erano uniche e ostacolavano la trasferibilità - "per ogni insieme di variabili, bande e parametri utilizzati, valori di soglia sono stati scelti e utilizzati nella classificazione". Ulloa-Torrealba et al. forniscono un bel riepilogo dei diversi algoritmi utilizzati durante la fase di classificazione e rifinitura degli oggetti.

Category	Algorithm	Description
Basic Classification	Assign Class	Assign a class to all objects of another class with a membership of 1
	Classification	Classifies object according their membership to a list of selected classes
Advanced Classification	Find Enclosed by Class	Finds and classifies objects that are totally enclosed or surrounded by the target class
Basic Object Reshaping	Merge Region	Fusions all the objects of the indicated domain or class
	Grow Region	Expands image objects incorporating neighboring objects
	Convert to Sub-Objects	Splits an object into the smaller objects in a level underneath
Advanced Object Reshaping	Border Optimization	Changes the shapes of the objects by either adding (Dilatation) or removing (Erosion) sub-objects from the outer or inner border respectively
	Morphology	Smooths the border of objects using a mask created by the user. This mask either removes (Opening) or adds (Closing) pixels
Pixel-Based Object Reshaping	Pixel-Based Object Resizing	Grows or shrinks objects based on a relative area defined by the user. Operates at the pixel level
Interactive Operation	Manual Classification	Allows object classification with a click
Export	Export Vector Layers	Exports the selected classes and specifies format and attributes

È stato adottato un approccio di classificazione gerarchica, il che significa che non tutti gli oggetti sono stati assegnati a una classe contemporaneamente. Questo approccio presenta vantaggi non solo in termini di prestazioni, ma anche per quanto riguarda la creazione di ruleset più flessibili - il designer del ruleset può trarre vantaggio dalle caratteristiche relazionali ed essere più generico nell'uso delle soglie all'interno delle descrizioni delle classi. In questo caso, le lettere e le linee sono state classificate per prime, seguite dai terreni coltivati, dai prati e dalle foreste. Gli oggetti della classe urbano erano stati inseriti in quelle delle lettere e delle linee, a causa della somiglianza di colore e forma nelle mappe storiche, e da queste sono stati separati. In una fase finale, gli oggetti classificati correttamente sono stati inseriti in un nuovo livello di oggetti.

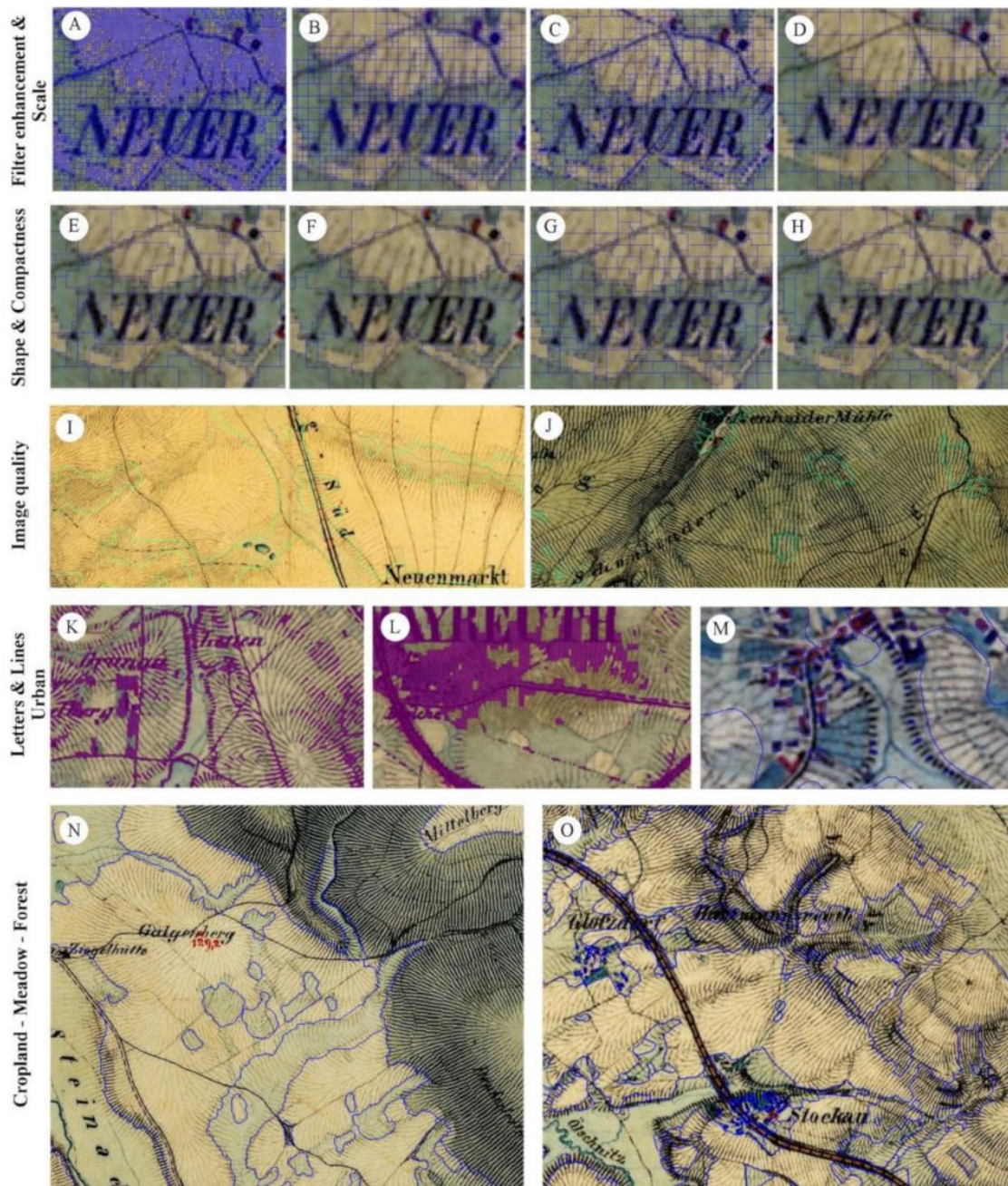


Figure 2. Classification results: (A) quadtree segmentation, Scale: 60, no filter; (B) quadtree segmentation, Scale 60, Frost Filter; (C) quadtree segmentation, Scale 100, no filter; (D) quadtree segmentation, Scale 100, Frost Filter; (E) multi-resolution segmentation, Shape: 0.1, Compactness: 0.9, Scale: 10; (F) multi-resolution segmentation, Shape: 0.1, Compactness: 0.9, Scale: 20; (G) multi-resolution segmentation, Shape: 0.5, Compactness: 0.8, Scale: 10; (H) multi-resolution segmentation, Shape: 0.5, Compactness: 0.8, Scale: 20; (I) image with faded colors or bleached where Meadow intersects cropland fields and the lines identify the final classification objects; (J) image with low contrast among classes where there are blue shades of rivers intersecting the forest, which are difficult to distinguish; (K) letters & lines and urban are colored purple and intersect cropland and meadow objects; (L) dark objects such as stains are misclassified as letters & lines on the basis of their layer values; (M) urban objects (little red and black squares) usually overlap letters & lines, hampering discrimination; (N) subset of image (PB078) classified: meadow, cropland and forest are visible (Overall Accuracy: 0.81, Overall Kappa: 0.71); and (O) subset of image (PB158) classified: meadow, cropland, urban and forest are visible (Overall Accuracy: 0.98, Overall Kappa: 0.96).

Oltre all'analisi, gli autori hanno anche scelto di eseguire la valutazione dell'accuratezza in eCognition con lo strumento Accuracy Assessment. È stata generata una matrice di errore basata su una maschera TTA (Training and Test Area), confrontando i campioni di ciascuna immagine di input con i risultati della classificazione. Questo strumento è stato particolarmente utile per ottenere un'indicazione della stabilità e dell'affidabilità del ruleset. "Secondo la classificazione automatica, il 40% della superficie era classificato come terreno coltivato, il 35% come foresta, il 22% come prati e solo lo 0,5% come aree urbane". Gli autori hanno notato una corrispondenza "notevole" tra i risultati dell'analisi automatizzata delle mappe storiche e le statistiche catastali del 1853 dove "il 42% del terreno era classificato come terreno coltivato, il 32% come bosco, il 20% come prati e lo 0,7% come aree urbane".

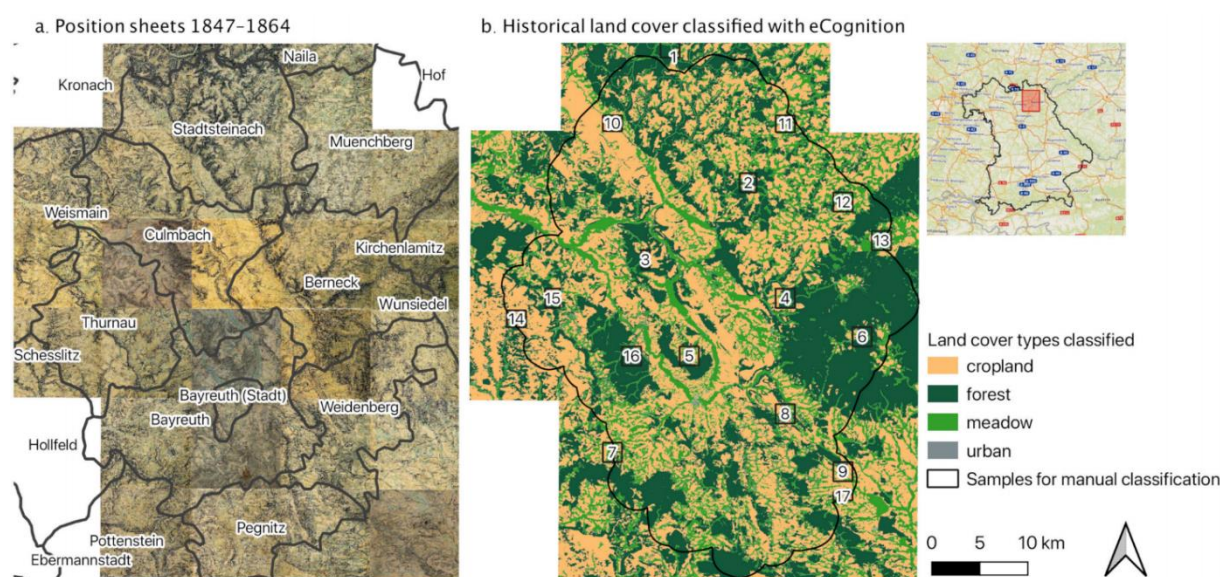


Figure 3. (a) Original position sheets (1:25,000, 1847–1864) with the borders of the police districts from 1879; and (b) automatically classified land cover with locations of 17 quadrants for manual reclassification.

La parte finale dell'analisi è stato il change detection tra il 1850 e il 2015. Il confronto con i moderni dati ATKIS ha dimostrato un aumento significativo dell'area urbana, dallo 0,3% all'8,8% (crescita del 2600%), anche una perdita del 24% nei terreni coltivati, una perdita del 4% nei prati e una crescita del 4% nelle aree boschive. L'estensione dell'area urbana non è una sorpresa dato l'aumento della popolazione dal 1850: la maggior parte della conversione della copertura del suolo è logicamente avvenuta su terreni coltivati, seguiti da prati.

Table 5. Spatially explicit historical origin of today's land cover assessed in percent.

Land Cover [%] 2015	1850	Cropland	Forest	Meadow	Urban	Sum
Cropland		75.9	9.4	14.6	0	100
Forest		10.6	79.5	9.9	0	100
Meadow		38.7	15.8	45.4	0.1	100
Urban		45.2	12	39.6	3.1	100

L'approccio dell'autore ha portato a una "alta accuratezza: $98 \pm 0,4\%$ (complessiva) e $96 \pm 0,06\%$ (Kappa)". La classe urbana ha prodotto l'accuratezza più bassa, il che era prevedibile "a causa della difficoltà di separare

lettere, righe e classi urbane". Quando si confrontano i risultati della classificazione automatizzata con una classificazione manuale, l'approccio automatizzato in eCognition ha funzionato bene e l'accuratezza complessiva è stata dell'82%: nella pubblicazione è possibile trovare una matrice di confusione dettagliata. Gli autori concludono che "l'accuratezza è tra alta e moderata a seconda della qualità di input delle mappe". L'analisi delle immagini, in particolare l'analisi automatica di immagini, spesso dipende dalla qualità dei dati di input e si applica il concetto informatico GIGO (garbage in, garbage out: letteralmente, spazzatura dentro e spazzatura fuori). Ciò significa che i computer (come i software) elaborano in modo acritico e se un dataset in entrata è di bassa qualità (*garbage in*), il risultato sarà anche esso di bassa qualità (*garbage out*).