

Mads Villefrance Perner og Stig Roar Svenningsen

Historiske kort og kunstig intelligens

Brugen af MapReader til automatisk udtræk af arealkategorier fra ældre topografiske kort

Denne artikel undersøger muligheden for at anvende MapReader, et gratis og åbent Python-baseret redskab, til automatisk vektorisering af arealkategorier på historiske kort. Kort er en af de vigtigste kilder til landskabshistorie, men det er en dyr og tidskrævende proces at udtrække deres data, så de kan bearbejdes digitalt. Vi tog udgangspunkt i to kort fra de høje målebordsblade, som tidligere har været genstand for både manuel og automatisk vektorisering i projektet BasemapH, og konstruerede en række modeller til at genkende vådområder på kortene. MapReader opdeler kortenes areal i "patches," kvadrater i en af brugeren defineret skala, hvorefter en andel klassificeres manuelt som træningsdata til en model, som kan klassificere de resterende patches automatisk. Ved brug af en patchstørrelse på 50 m til at identificere vådområder, fandt vi, at MapReader-modellerne, hvis træningsdata bygger på ganske få timers arbejde, rammer forbavsende tæt på valideringsdatasættet fra BasemapH. Artiklen konkluderer dermed at brugen af MapReader har et stort potentiale til at automatisere vektoriseringen af arealkategorier fra historiske kort, især for landsdækkende, ensartede kortserier som de høje målebordsblade.

Indledning

Landsdækkende historiske kortserier er en central kilde til det danske landskabs historie, da kort er den eneste kilde, som viser den rumlige indretning af landskabet før fremkomsten af luftfotografiet i første halvdel af det 20. århundrede. Samtidig giver historiske kort indsigt i udbredelsen af forskellige landskabstyper, som i dag spiller en vigtig rolle i forbindelse med naturgenopretning og beskyttelse af habitater. Det gælder f.eks. heder og vådområder, som tidligere havde stor udbredelse i landskabet, men som i dag er skrumpet ind og nu primært findes som mindre fragmenterede arealer. Den primære kilde til disse naturtyper i historisk perspektiv er kort i stor skala i form af topografiske kort og matrikelkort, da disse giver en rumlig eksplicit information om det fysiske landskabs struktur og sociale organisering i administrative- og ejendoms-mæssige enheder. Den udbredte brug af bredt dækkende kortserier til land-

skabshistoriske analyser, som der er en lang tradition for i Danmark, vidner om kvaliteten af kortenes geografiske informationer.¹

Det landskabshistoriske felt var hurtigt med på den digitale bølge, og i løbet af 1990'erne og 00'erne blev flere vigtige historiske kortserier digitaliseret. I 2013 blev stort set alle de historiske kort "sat fri" som et led i tilgængeliggørelsen af offentligt skabte geodata, og nu ligger en omfattende mængde historiske kort frit til download i digital form, enten som billedfiler eller i nogle tilfælde som georefererede kort, hvor de enkelte kortblade er blevet sat sammen digitalt, således at kort fremstår som et sømløst datasæt. Det gælder f.eks. de topografiske kort, som er tilgængelige via Dataforsyningen. Imidlertid er selv sådanne georefererede kort mest brugbare som visuelle kilder i forbindelse med detailstudier eller casestudier, typisk på sogne- eller ejerlavsniveau. Skal data fra gamle kort anvendes til mere kvantitative analyser af større områder, er det nødvendigt med en vektorisering, det vil sige en optegning af arealkategorier og landskabselementer i digitalt vektorformat. Per Grau Møller har været en af pionererne på området i forhold til vektorisering af arealkategorier og landskabselementer, samt ejendomsforhold fra de tidlige matrikelkort og udskiftningskort.² Det er imidlertid en tidskrævende proces, og derfor findes der få landsdækkende vektordatasæt. Blandt disse kan nævnes vektoriseringen af Videnskabernes Selskabs kort samt af Danmarks historisk-administrative grænser i DigDag-projektet.³

Den teknologiske udvikling giver dog hele tiden nye muligheder. I en dansk kontekst viste Levin m.fl. 2020, at automatisk vektorisering er muligt gennem en kombination af forskellige teknikker såsom objektbaseret billedbehandling, farve-segmentering, vektor-GIS og maskinlæring. Det lykkedes at udtrække en række arealkategorier fra de høje målebordsblade med en nøjagtighed på over 90%, målt ift. et punktbasert valideringsdatasæt.⁴ Projektets metode var dog baseret på en række forskellige værktøjer, som krævede en forholdsvis omfattende (og derfor tidskrævende) processering af data både før og efter analyserne. Endvidere var metoden baseret på proprietær software. I den mellemliggende periode er der kommet en række nye muligheder til, herunder MapReader, et Python-baseret maskinlæringsredskab, som er forholdsvis brugervenligt og tilmed open source. Formålet med denne artikel er at illustrere hvor langt man kan komme med forholdsvis få ressourcer ved hjælp at dette red-

1 Møller, "Brugen af historiske kort i landskabshistorie og landbrugshistorie".

2 Møller, "Udskiftningskort og Original I-kort".

3 Dam, "Videnskabernes Selskabs kort 1768-1805"; Dam, "Integrating Time and Space in a Digital-Historical Administrative Atlas".

4 Levin *et al.*, "Automated Production of Spatial Datasets for Land Categories from Historical Maps".

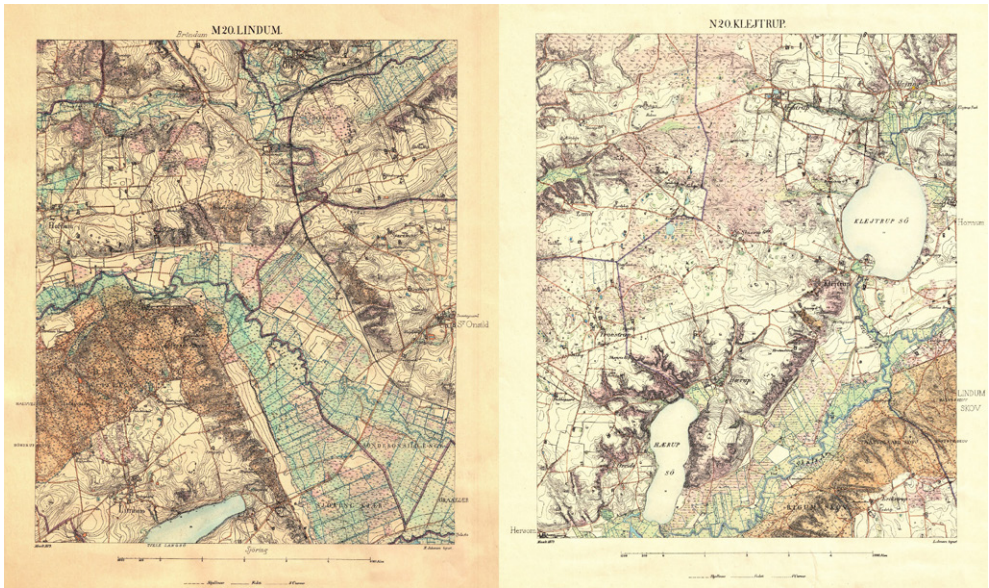
skab. Vi har undersøgt muligheden for automatisk at vektorisere vådområder på de høje målebordsblade vha. MapReader. Valget af vådområder som case skyldes, at netop denne arealkategori er forholdsvis kompleks i kortserien, bl.a. fordi den består af en kombination af forskellige signaturer og farve,⁵ og derfor er velegnet til at teste redskabets potentiale på et udfordrende materiale. Resultaterne viser, at man selv med en ganske ydmyg indsats kan nå meget langt.

Metode og data

MapReader er en frit tilgængelig udvidelsespakke til programmeringssproget Python, som *streamliner* adgangen til avancerede billedgenkendelsesalgoritmer for GIS-brugere.⁶ Hver del af processen fra georefereret kort til maskinlæringsmodel er pakket ind i meget simple funktioner, som de fleste med overfladisk kendskab til Python kan anvende, og som dog alligevel er meget fleksible og justerbare. For at konstruere en klassifikationsmodel, som vi har gjort her, har MapReader en indbygget proces på fire trin. Først indlæses et georefereret kort, som herefter “patchifiseres”, hvorved billedfilen deles op i kvadratiske bidder i en størrelse bestemt af brugeren. Den optimale størrelse af disse kommer i høj grad an på formålet med modellen, målestokken i kortet samt størrelsen på de enheder, modellen skal lære at genkende. Disse “patches” gemmes lokalt som billedfiler, der henviser til et vektorlag indeholdende samtlige patches for det givne kort. Dernæst genereres træningsdata ved at annotere én patch ad gangen vha. en grafisk brugerflade, som er integreret i MapReader. Brugeren bestemmer selv, hvilke og hvor mange klasser dataene skal kunne inddeles i, og metadataene fra denne proces gemmes lokalt i en tabel. Når en tilpas mængde træningsdata er på plads, er det forholdsvis nemt at træne en model til at efterligne brugeren. Det er ikke en helt ny model som trænes; snarere indlæses en eksisterende model fra nettet – det står brugeren frit for at vælge selv, men MapReader har en standardmodel – som så tilpasses træningsdataene. Til sidst kan denne tilpassede model bruges til at klassificere de resterende patches på kortet eller patches fra et helt nyt kort. Den underliggende teknologi er såkaldte *convolutional neural networks* (CNNs), som bruger *deep learning* til at behandle kortenes RGB-lag i en forholdsvis abstrakt pro-

5 For en gennemgang af arealkategorier i de høje målebordsblade se: Svenningsen *et al.*, “Investigating Land Area Categories in Large-Scale Historical Topographic Maps in Relation to Analysing Land Use and Land Cover Changes”.

6 Wood *et al.*, “MapReader: Open Software for the Visual Analysis of Maps”. For den Pythonkyndige kan pakkens dokumentation findes på følgende link: <https://mapreader.readthedocs.io/en/latest/index.html> (02-02-2025).



Figur 1: De benyttede kortblade M20 Lindum og N20 Klejtrup i den form de var hentet på *historiskekort.dk*. De to kortblade illustrerer godt de farveforskelle, som ofte findes mellem de forskellige kortblade.

ces, som vi som brugere ikke nødvendigvis behøver at forstå, så længe den virker.

Den potentielt mest tidskrævende del af arbejdet er selve annoteringen af træningsdata. Jo mindre patchstørrelse, og dermed højere detaljegrad, desto flere patches skal klassificeres i hånden for at modellen får set nok variation i dataene. Vi kunne klassificere omkring 30 patches i minuttet. Det betyder, at vi for vores mest detaljerede model (beskrevet nedenfor) kunne generere en passende mængde træningsdata på lidt over tre timer. Det skal siges, at vores model er forholdsvis simpel, og at der til mere komplicerede modeller (mange forskellige klasser) skal bruges en noget større mængde træningsdata.

Vores test tager udgangspunkt i et af case-områderne for BasemapH-projektet, nemlig landskabet omkring Tjele Langesø sydvest for Hobro i Jylland, da vi dermed har mulighed for at bruge projektets data til validering.⁷ Konkret har vi anvendt to kortblade fra de høje målebordsblade, nemlig kortblad M20 Lindum

⁷ Levin *et al.*, “Automated Production of Spatial Datasets for Land Categories from Historical Maps”.




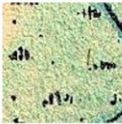





og N20 Klejtrup. Begge er opmålt i 1879, men tegnet af to forskellige tegnere: N. Johansen i Lindums tilfælde og L. Jensen for Klejtrup. Vi har anvendt de digitale udgaver af kortbladene, som kan downloades frit fra historiskekort.dk. Kortbladene inklusive kortramme er blevet georefereret i QGIS ift. ETRS89 med reference til det sømløse datasæt over de høje målebordsblade fra Dataforsynings QGIS-plugin. For at undersøge præcision af vores MapReader-modeller anvender vi to forskellige vektordatalag fra BasemapH-projektet, dels et polygon-datasæt over udbredelsen af vådområder og et punktbaseret valideringsdatasæt med arealkode i et punktgrid med 100 meters ækvidistance.

Der findes ikke en entydig legende til signaturerne i de høje målebordsblade. Den kortnorm, som er udgivet i forbindelse med kortene, indeholder kun "rene" arealkategorier som eksempelvis "eng", "marsk" og "mose" i forhold til vådområder. I praksis anvendes arealkategorierne ofte i kombination med hinanden og uden klare afgrænsninger. Samtidig findes der heller ikke en egentlig definition af de enkelte arealkategorier i beskrivelsen af kortene. Dog kan der, som vist af Svenningsen m.fl. 2022, udledes en række forhold på baggrund af kortværkets historik og den repræsentationspraksis, som anvendes i arealsignaturerne.⁸ Nedenstående eksempler i figur 2 viser de signaturer, som knytter sig til vådområder. Signaturerne har typisk en geografisk udbredelse på mellem 25 til 40 m og en indbyrdes afstand på 40 til 150 m, nogle steder op til 200 m. Arealet, som signaturerne repræsenterer, afgrænses enten af en stiple



Figur 2: Eksempler på forskellige vådområdesignaturer. Til venstre signaturen for eng med "tue"-signaturen bestående af lodrette streger i forskellige længder. I midten tue-signatur i kombination med signatur for blød bund, som består af vandrette streger. Til højre tue-signatur i kombination med signatur for tørveskær, som består af firkantede vandområder.

8 Svenningsen *et al.*, "Investigating Land Area Categories in Large-Scale Historical Topographic Maps in Relation to Analysing Land Use and Land Cover Changes".

Patchbredde	Tydeligt vådområde	Tydeligt ikke-vådområde	Tvilstilfælde
50 meter			
100 meter			
200 meter			

Figur 3: Eksempler fra annoteringen af træningsdata, i de første to kolonner på billeder som tydeligtvis enten har eller ikke har en engsignatur, og i den tredje kolonne på billeder, hvor der opstår tvivl på grund af utydelighed i trykket eller farvelægningen.

linje eller andre linjesignaturer, f.eks. en grøft. Der findes en del små vådområdearealer (under 200 m²) på de høje målebordsblade, og udfordringen er derfor at finde en patchstørrelse, som både er tilstrækkelig fintmasket til at fange udbredelsen af arealerne på kortet, men samtidig så grov at den fanger hele signaturer og tager højde for afstanden mellem dem.

Udgangspunktet for vores test var kortblad M20 Lindum, som blev indlæst i MapReader som GeoTIFF og herefter “patchificeret” i kvadranter på både 50, 100 og 200 m i bredden/højden. Herefter udarbejdede vi træningsdatasæt ved at håndklassificere ti procent af hvert patchlag (hhv. 6.124, 812 og 193 patches). I selve klassificeringen brugte vi de simple klasser “vådområde” eller “ikke vådområde” ud fra den regel, at engsignaturen skulle være tydelig på patchens kortudsnit, også selvom den kun udgør en mindre del af arealet. I praksis fanger vi derigennem også moseområder, som vises med en kombination af engsignaturen og vandrette streger, men ikke marsk, som udelukkende vises med vandrette streger. Sidstnævnte signatur findes dog ikke i case-området. Vi lod ikke vådområdernes grønne farve spille nogen rolle, da kortene er

håndkoloreret efter trykningen, og vores vurdering er, at denne proces ikke har været særlig ensartet, hverken på de enkelte kortblade eller mellem forskellige kortblade. Derimod er selve signaturerne indtegnet før tryk og er derfor konsistente. I figur 3 findes nogle eksempler fra klassificeringsprocessen for hver patch-størrelse: Nogle patches er tydeligvis "vådområde" efter vores regler, andre tydeligvis ikke, mens en sidste gruppe fremkalder en smule tvivl. I disse tvivlstilfælde har vi som udgangspunkt klassificeret patchen som være uden vådområde.

For hvert af de tre patchlag trænede vi en model på baggrund af de 10%, der var klassificeret som træningsdata, og benyttede herefter denne til at gætte (*predict*) arealkoden (altså vådområde/ikke vådområde) for de sidste 90% på tværs af kortbladet. Det resulterede i tre vektorlag, som dog minder om rasterlag, med udbredelsen af vådområde i landskabet omkring Lindum i tre rumlige skaler. For at teste modellen på et område, der ikke var dækket i træningsdataene, lod vi endvidere modellen med den mindste rumlige skala (50 m brede patches) klassificere hele nabokortbladet N20 Klejtrup. Dernæst kunne vi sammenligne engdækket, som det tog sig ud i disse patch-lag med BasemapH-projektets vektorlag for samme område, som vi ved har en forholdsvis høj nøjagtighed.

Resultater

Ser man på det samtlige areal på Lindum-bladet, som modellerne har identificeret som vådområde, er der store forskelle at spore. Ikke overraskende hænger arealet af vådområde sammen med den anvendte patchbredde. Ved en patchbredde på 200 m, som er den mest grovkornede i analysen, er det samlede beregnede areal af vådområder på over 2.200 ha (tabel 1). Det er et areal, der er mere end to gange større end det, som modellen med patchbredde på 50 m når frem til (971 ha). Modellen med en patchbredde på 100 m ligger midt imellem disse. Sammenlignes med vådområdearealet i Lindum ifølge BasemapH-dataene, er det tydeligt, at modellen på 50 m kommer tættest på, og endda meget tæt: det beregnede areal på 970,7 ha underestimerer blot med ca. 2% (20,9 ha) i forhold til BasemapH-resultatet på 991,6 ha. Det samme gør sig gældende for det engareal, vi når frem til ved at køre modellen med 50 m-patchbredde på naboområdet Klejtrup: Her beregnes kun ca. 3% (13,3 ha) mindre vådområde i MapReader-modellen med 358,8 ha mod 372,1 ha i BasemapH-dataene.

Tabel 1. Sammenligning af vådområdernes areal (ha) mellem BasemapH og MapReader-testen

	N20 Klejtrup	M20 Lindum
BasemapH data	372,1	991,6
MapReader 50 m patch	358,8	970,7
MapReader 100 meter patch	Ikke kørt	1.560,1
MapReader 200 meter patch	Ikke kørt	2.221,3

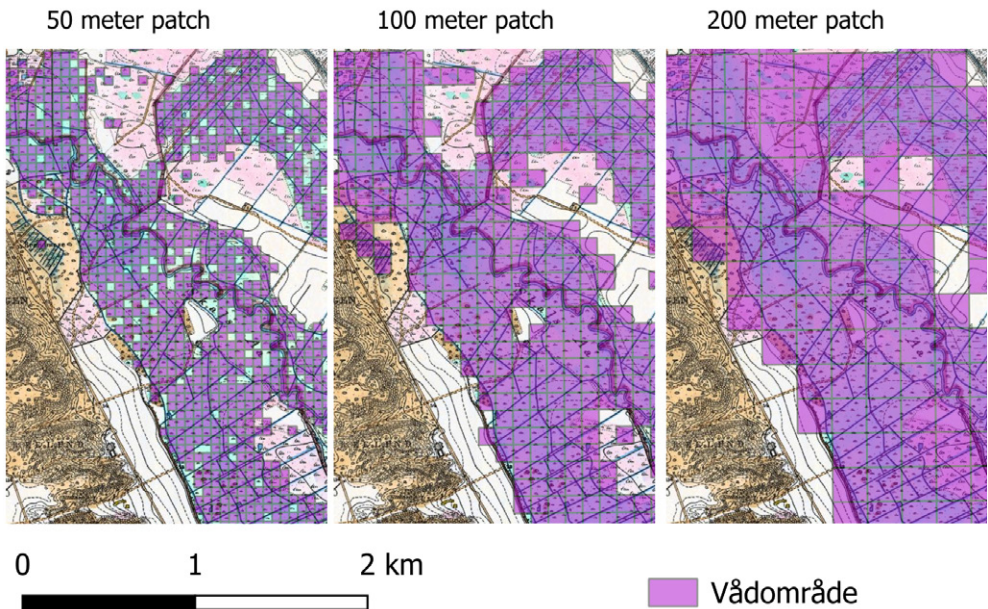
Vi kan yderligere granske resultaterne fra MapReader-modellerne ved at sammenligne med det punktbaserede valideringslag fra BasemapH, som er 100% håndklassificeret og brugtes til validering. I tabel 2 gives en oversigt over andelen af falske negativer og positiver i MapReader-lagene mål i forhold til valideringslaget. Tabellen indeholder også samme mål for vådområdelaget fra BasemapH. Stilles nøjagtigheden op på denne måde, er det tydeligt, at den bedste MapReader-model (50 m) klarer sig lidt dårligere end areallaget fra BasemapH i forhold til falske positiver (7,4% hos sidstnævnte mod 11,6% i MapReader-modellen), men bedre i forhold til falske negativer (21,2% hos BasemapH mod 9,5%).

Tabel 2: Oversigt over falske negativer og positiver i MapReader (målt ift. BasemapH-valideringsdata)

Patch størrelse i meter	50	100	200	BasemapH
Falske negativer i procent	9,5%	2,2%	1,2%	21,2%
Falske positiver i procent	11,6%	26,4%	44,4%	7,4%

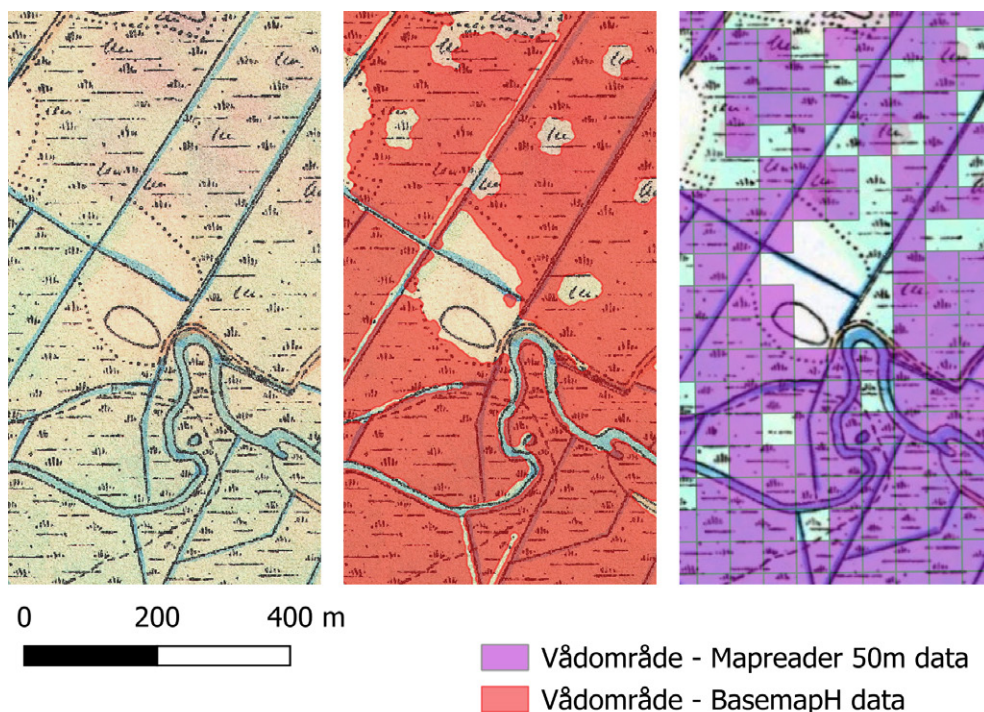
Diskussion

Vores test af MapReader til udtræk af vådområder fra de høje målebordsblade viser, at vi med en beskeden mængde træningsdata kan træne en model, som klarer sig ret godt set i forhold til sammenligningsgrundlaget. Det er også klart, og måske ikke så overraskende, at den mindste patchstørrelse på 50 m umiddelbart giver det mest nøjagtige mål for det samlede vådområdeareal på et kortblad. Sammenlignes der med valideringsdata fra BasemapH-projektet, performer MapReader lidt dårligere i forhold til falske positiver, men bedre i forhold til falske negativer. Her synes også at være en sammenhæng mellem patchbreddens størrelsen og mængden af falske positiver.



Figur 4: Eksempel på afgrænsningen af et vådområde i de tre MapReader-modeller.

Patchbredden er altså afgørende for flere ting: Dels den overordnede nøjagtighed, dels mængden af falske positive, men også for afgrænsningen af de enkelte vådområder. Som vist i figur 4 fører en større patchbredde til, at vådområdets areal overvurderes markant, men til gengæld er det et sammenhængende areal. I modellen med den mindste patchbredde, som på tværs af kortbladet er mest nøjagtig, er der til gengæld huller mange steder i engen, hvor modellen ikke har kunnet identificere signaturerne, men hvor vi, som mennesker, nok ville mene, at arealet er sammenhængende. Dette tyder også på, at vi ved 50 m er tæt ved eller måske under den laveste grænse for patchbredden på de høje målebordsblade, hvis modellen skal have en ordentlig chance for at genkende sammenhængende områder med en bestemt signatur. Dette kunne måske afhjælpes ved at inkludere andre parametre i modellen, som eksempelvis farvelægning, selvom dette medfører en vis usikkerhed i forhold til præcisionen af den oprindelige håndkolorering. Det peger selvfølgelig på en begrænsning i metoden: En patch størrelse på 50 m betyder, at opløsningen af det afledte data er på 2.500 m², og derfor vil der være en del usikkerhed forbundet med arealet af små vådområder, som kan være helt ned til 200 m². Derudover er det også klart, at MapReaders kvadratbaserede tilgang betyder, at de ud-



Figur 5: Udsnit af et målebordsblad og udtrukne data fra henholdsvis BasemapH og MapReader.

trukne data ikke har samme mulighed for at repræsentere arealernes reelle geometri, sådan som den er indtegnet på kortene. Et eksempel på dette er vist i figur 5, hvor MapReaders begrænsninger ift. BasemapHs mere håndholdte tilgang fremgår tydeligt.

Hullerne i MapReader-modellen, opstået som følge af afstanden mellem signaturerne i de ellers sammenhængende vådområdearealer, kan formentlig forbedres ved hjælp af en efterfølgende vektorprocessering, og denne kan nok også automatiseres. En anden udfordring er dog, at MapReader-modellen i sine gæt ofte gætter et hak ved siden af: I figur 5 er der flere kvadranter, som tydeligvis indeholder en eng-signatur, men som modellen ikke har fanget. Til gengæld har den klassificeret nabo-patchen, selvom denne ikke indeholder eng! Hvorfor disse fejl opstår, og hvordan de kan imødekommes, er endnu uklart for os, og her er kan vi pege på endnu en begrænsning ved MapReader, nemlig at teknologien bag er en multidimensionel “black box,” og at det sjældent er muligt for os at forstå præcis hvorfor modellen klassificerer, som den gør.

Konklusion

MapReader virker som et lovende værktøj til automatisk udtræk af arealkategorier og kortdata fra historiske topografiske kort. Vi har vist at man med en forholdsvis begrænset indsats, uden noget større projekt eller egentlig finansiering, kan træne en model, som på nogle punkter kan konkurrere med andre langt mere ressourcetrækkende metoder. Vores test brugte forskellige "patch"-størrelser, og den klare konklusion må være, at en patchbredde på 50 m giver det bedste resultat set i forhold til sammenligningsgrundlaget, nemlig Base-mapH-dataene. Der er således potentiale for at arbejde videre med MapReader i forhold til vektorisering af arealkategorier i stor skala, og dermed fortsætte arbejdet med rumlige kilder til landskabets historie, som blev skubbet i gang bl.a. af Per Grau Møllers pionerindsats.

Litteratur

- Dam, Peder. "Integrating Time and Space in a Digital-Historical Administrative Atlas". I Alexandra Petrulevich og Simon Skovgaard Boeck (red.). *Digital Spatial Infrastructures and Worldviews in Pre-Modern Societies*. Arc Humanities Press, 2023.
- Dam, Peder. "Videnskaberens Selskabs kort 1768-1805—En introduktion til såvel analog som digital brug". I *HisKIS Årsskrift 2003–2005*, 2005.
- Levin, Gregor; Groom, Geoffrey Brian; Svenningsen, Stig Roar og Perner, Mads Linnet. "Automated Production of Spatial Datasets for Land Categories from Historical Maps. Method Development and Results for a Pilot Study of Danish Late-1800s Topographical Maps". *Videnskabelig rapport fra DCE - Danish Centre for Environment and Energy*. Aarhus Universitet, 2020. <http://dce2.au.dk/pub/SR389.pdf>.
- Møller, Per Grau. "Brugen af historiske kort i landskabshistorie og landbrugs-historie". I *Geoforum Perspektiv* 20, nr. 38, 2021. <https://doi.org/10.5278/ojs.perspektiv.v20i38.6591>.
- Møller, Per Grau. "Udskiftningskort og Original I-kort". I *Geoforum Perspektiv* 3, nr. 5, 2004.
- Svenningsen, Stig Roar; Perner, Mads Linnet; Levin, Gregor og Groom, Geoffrey Brian. "Investigating Land Area Categories in Large-Scale Historical Topographic Maps in Relation to Analysing Land Use and Land Cover Changes". I *E-Perimetron* 17, nr. 2, 2022.
- Wood, Rosie; Hosseini, Kasra; Westerling, Kalle; Smith, Andrew; Beelen, Kaspar; Wilson, Daniel C. og McDonough, Katherine. "MapReader: Open Software for the Visual Analysis of Maps". I *Journal of Open Source Software* 9, nr. 101, 2024. <https://doi.org/10.21105/joss.06434>.

Summary

The paper examines and evaluates the Python-based tool MapReader for automatic vectorization of historical maps based on a case study of the Danish map series *de Høje Målebordsblade*. Historical maps provide essential spatial data for studying past landscapes, particularly for habitats like wetlands that have diminished over time, but their information is often hard to access as data. MapReader offers an accessible approach to automatic vectorization of such areas, using convolutional neural networks (CNNs) to classify map segments based on visual features. The study tested MapReader's performance on two maps from the Høje Målebordsblade-series, comparing the results to the BasemapH project's dataset. The maps were "patchified," divided into areas of 50, 100 and 200 metres, respectively, and for each patch layer, 10 percent were manually classified into a binary "wetland" category. Models trained with smaller patches (50 metres) provided the most accurate results when compared to BasemapH data. While MapReader performed well, the user is faced with several challenges such as the handling of small areas, finding the optimal patch size, and the risk of misclassifications. Despite these limitations, MapReader shows promise as a low-cost, efficient alternative for extracting spatial data from historical maps.

Forfatterpræsentation

Mads Villefrance Perner er ph.d. i historie fra Rigsarkivet og Københavns Universitet og nu adjunkt ved Institut for Mennesker og Teknologi, Roskilde Universitet. Han forsker primært i interaktionen mellem socioøkonomiske og epidemiologiske forhold i 1800-tallet, og derudover i anvendelsen af digitale metoder på kildemateriale fra den tid.

Stig Roar Svenningsen er seniorforsker ved specialsamlingerne det Kgl. Bibliotek. Forsker inden for felterne historisk kartografi og historisk-geografi med fokus på brugen af historiske topografiske kort som kilde til landskabet. Forsker pt. i militære institutioners indsamling og brug af geografiske data over dansk område under den Kolde Krig.