

Univerzita Karlova
Přírodovědecká fakulta

Studijní program: Geografie
Studijní obor: Geografie a kartografie



Markéta Roubalová

**KLASIFIKACE VYBRANÝCH VEGETAČNÍCH KATEGORIÍ LAND COVER V KRKONOŠSKÉ TUNDŘE Z DAT
SENTINEL-2A S VYUŽITÍM ČASOVÉ ŘADY DAT**

**CLASSIFICATION OF SELECTED VEGETATION LAND COVER CATEGORIES IN THE KRKONOŠE MTS.
TUNDRA FROM SENTINEL-2A IMAGERY USING MULTITEMPORAL DATA**

Bakalářská práce

Vedoucí práce: RNDr. Lucie Kupková, Ph.D.
Školitel: Mgr. Lucie Červená

Jílové u Prahy, 2017

Prohlášení

Prohlašuji, že jsem tuto bakalářskou práci vypracovala samostatně a s použitím uvedené literatury a pramenů.

Jsem si vědoma toho, že případné použití výsledků, získaných v této práci, mimo Univerzitu Karlovu v Praze je možné pouze po písemném souhlasu této univerzity.

Svoluji k zapůjčení této práce pro studijní účely a souhlasím s tím, aby byla řádně vedena v evidenci vypůjčovatelů.

V Jílovém u Prahy dne 14.5.2017

.....

Markéta Roubalová

Poděkování

Ráda bych tímto poděkovala vedoucí mé práce RNDr. Lucii Kupkové, Ph.D za věnovaný čas a cenné rady, které mi v průběhu tvorby práce poskytovala. Další dík patří konzultantce Mgr. Lucii Červené za podnětné připomínky a poskytnuté materiály.

Klasifikace vybraných vegetačních kategorií land cover v krkonošské tundře z dat Sentinel-2A s využitím časové řady dat

Abstrakt

Cílem práce bylo zjistit, jestli lze pomocí multitemporálního přístupu zvýšit přesnost klasifikace vybraných kategorií vegetačního pokryvu ve východní části krkonošské tundry. Využito bylo 10 spektrálních pásem dat Sentinel-2A s prostorovým rozlišením 10 a 20 m. Klasifikační legenda byla vytvořena botanikem z Krkonošského národního parku. Řízená klasifikace MLC pro 11 tříd vegetačního pokryvu proběhla v programu ENVI 5.3 na základě terénních dat zaměřených GPS přístrojem. Jednotlivé přesnosti byly porovnány s výstupy řízené klasifikace v Kupková et al. (2017). Nejlepší výsledek klasifikace dosáhl celkové přesnosti 53,4 %, což byl podobný výsledek, jako v případě klasifikace snímku z jednoho termínu (celková přesnost 51,2 %).

Klíčová slova: multitemporální klasifikace, vegetace, spektrální příznaky, Sentinel-2A, tundra, Krkonošský národní park

Classification of selected vegetation land cover categories in the Krkonoše Mts. Tundra from Sentinel-2A imagery using multitemporal data

Abstract

The aim of this thesis was to evaluate the possibilities of multi-temporal approach to improve classification accuracy of vegetation cover in eastern tundra in the Krkonoše Mts. National Park. Sentinel-2A imagery - 10 spectral bands with spatial resolution 10 and 20 m - was used. The classification legend was created by a botanist of the national park. Maximum likelihood classification for 11 categories of vegetation land cover was executed in software ENVI 5.3. The overall accuracy of the best classification result was 53,4 % which is similar result as in the case of single image classification (overall accuracy was 51,2 %).

Key words: multi-temporal classification, vegetation, spectral features, Sentinel-2A, tundra, The Krkonoše Mts. National Park

Obsah

Seznam obrázků a tabulek.....	6
Seznam použitých zkratk 8	8
1 Úvod a cíle práce	9
2 Literární rešerše a úvod do problematiky	10
2.1 Klasifikace	10
2.1.1 Klasifikátor maximální pravděpodobnosti.....	11
2.1.2 Multitemporální přístup ke klasifikaci.....	11
2.2 Klasifikace v tundře	14
2.3 Klasifikace vegetace nad horní hranicí lesa v Krkonošském národním parku.....	15
3 Zájmové území	17
3.1 Hodnocené kategorie vegetačního pokryvu	18
4 Data a metodika	22
4.1 Použitá data.....	22
4.1.1 Data družice Sentinel-2A	22
4.1.2 Terénní data	23
4.2 Předzpracování dat.....	24
4.2.1 Atmosférické korekce.....	25
4.2.2 Odmaskování oblačnosti	26
4.2.3 Vegetační indexy	28
4.2.4 PCA transformace.....	28
4.3 Analýza dat	28
4.3.1 Analýza spektrálních příznaků sledovaných kategorií.....	28
4.3.2 Klasifikace	29
5 Výsledky.....	31
5.1 Analýza spektrálních příznaků sledovaných kategorií.....	31
5.1.1 NDVI.....	35
5.2 Hodnocení přesnosti klasifikace	37
6 Diskuze.....	42
7 Závěr	45
Použitá literatura.....	47
Seznam příloh.....	51

Seznam obrázků a tabulek

Obr. 1: Mapa zájmového území (vlastní zpracování)	18
Obr. 2: Kosodřevina (Scenerie, 2008).....	19
Obr. 3: Brusnicová vegetace v průběhu vegetační sezóny (foto: Lucie Červená)	19
Obr. 4: Vřes v průběhu vegetační sezóny (foto: Lucie Červená)	20
Obr. 5: Třtina chloupkatá v průběhu vegetační sezóny (foto: Lucie Červená).....	21
Obr. 6: Družice Sentinel 2 (ESA b, 2017)	23
Obr. 7: Výřez zájmového území, barevná kompozice RGB	24
Obr. 8: Převzorkování algoritmem Nearest Neighbour (vlevo rozlišení 20 m, vpravo 10 m)	24
Obr. 9: Maska oblačnosti Sen2Cor	27
Obr. 10: Maska oblačnosti ISODATA	27
Obr. 11: Průměrná odrazivost trénovacích ploch po korekci Sen2Cor v jednotlivých termínech (bez 11.7.2016).....	31
Obr. 12: Průměrná odrazivost trénovacích ploch po korekci Sen2Cor v jednotlivých termínech (včetně 11.7.2016).....	31
Obr. 13: Průměrná odrazivost trénovacích ploch po korekci Sen2Cor v pásmech 2,3,4 v jednotlivých termínech (bez 11.7.2016)	32
Obr. 14: Průměrná odrazivost trénovacích ploch po korekci Sen2Cor v pásmech 2,3,4 v jednotlivých termínech (včetně 11.7.2016)	32
Obr. 15: Směrodatné odchytky průměrných hodnot odrazivosti trénovacích ploch pro jednotlivé termíny z korigovaných dat pro všechna pásma	33
Obr. 16: Celkové směrodatné odchytky průměrných hodnot odrazivosti trénovacích ploch pro všechna pásma z korigovaných dat	33
Obr. 17: Změna průměrné hodnoty odrazivosti kategorie alpinská vřesoviště v červenci a srpnu	34
Obr. 18: Změna průměrné hodnoty odrazivosti kategorie brusnice pro rozdílné trénovací plochy (bez termínu 11.7. a včetně termínu 11.7.)	35
Obr. 19: Průměrná odrazivost trénovacích ploch před atmosférickou korekcí pro trénovací plochy bez termínu 11.7.2016.....	35
Obr. 20: Průměrné hodnoty NDVI	36
Obr. 21: Zobrazení trénovacích ploch v příznakovém prostoru v pásmu 3 (Red) na ose x a pásmu 7 (NIR) na ose y v termínu 12.9.	36
Obr. 22: Výsledek klasifikace MLC pro multitemporální soubor dat.....	39
Obr. 23: Výsledek klasifikace MLC pro termín 12.9.2015	40

Tab. 1: Spektrální pásma Sentinel-2A (zpracováno dle Gisat, 2017).....	23
Tab. 2: Označení pásem Sentinel-2A po vyřazení pásem 1, 9, 10 pro účely analýzy spektrálních příznaků a klasifikace (zpracováno dle Gisat, 2017).....	25
Tab. 3: Plochy pro analýzu spektrálních příznaků pro snímky bez termínu 11.7.	29
Tab. 4: Plochy pro analýzu spektrálních příznaků pro snímky s termínem 11.7.	29
Tab. 5: Trénovací a validační plochy pro klasifikaci.....	30
Tab. 6: Hodnoty směrodatných odchylek pro atmosféricky korigovaná data	34
Tab. 7: Přesnosti klasifikace MLC pro různě předzpracovaná data.....	37
Tab. 8: Porovnání výsledků MLC klasifikace multitemporálního souboru dat (PCA - 6 pásem) a termínu 12.9.2015 (10 pásem).....	41
Tab. 9: Porovnání výsledků MLC klasifikace multitemporálního souboru dat (PCA - 6 pásem) a NN klasifikace termínu 30.8.2015 (zpracováno dle Kupková et al., 2017).....	43

Seznam použitých zkratk

DN	Digital Number
DPZ	Dálkový průzkum země
ESA	European Space Agency
GB	Gigabyte
GPS	Global Positioning System
ISODATA	Iterative Self-Organizing Data Analysis Technique
KRNAP	Krkonošský národní park
MLC	Maximum Likelihood Classification
MSI	Multispectral imager
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
NN	Neutral Network
NIR	Near Infrared band
PCA	Principal Component Analysis
QUAC	Quick Atmospheric Correction
RGB	Red Green Blue color model
SNAP	Sentinel Application Platform
SVM	Support Vector Machine
UTM	Universal Transverse Mercator
WGS-84	World Geodetic System 1984

1 Úvod a cíle práce

Práce se zabývá územím východní části krkonošské tundry, které je součástí Krkonošského národního parku. Jedná se o velmi cenné území nad horní hranicí lesa a vyznačuje se mimo jiné vysokou druhovou rozmanitostí vegetace.

Hlavním cíle této práce je zjistit, zda je možné za použití multitemporálního přístupu dosáhnout lepší přesnosti klasifikace vegetačního pokryvu zájmového území ve srovnání s klasifikací snímku z jednoho termínu. Práce se zaměřuje zejména na klasifikaci vybraných vegetačních kategorií – kleč kosodřevina, subalpínská brusnicová vegetace, alpínská vřesoviště a třtina chloupkatá, z nichž některé mění svůj vzhled/barvu a pokryvnost v průběhu vegetační sezóny. Využita jsou multispektrální data Sentinel 2-A, pásma s prostorovým rozlišením 10 a 20 m.

Práce nejprve analyzuje spektrální příznaky uvedených kategorií, jejich odlišnost a změny v průběhu sezóny. Na základě legendy stanovené botanikem Krkonošského národního parku je následně metodou Maximum likelihood klasifikován snímek z termínu, v němž jsou jednotlivé kategorie dobře odlišitelné. Stejnou metodou byl klasifikován také multitemporální soubor dat z několika termínů, které byly k dispozici. Přesnosti obou klasifikací jsou porovnány s využitím chybové matice. Trénovací a validační data pro klasifikaci byla pořízena v terénu v letech 2015 a 2016 jako polygony pomocí GPS přístroje. Jedním z dílčích úkolů práce byla atmosférická korekce dat a odmaskování oblačnosti.

Nejlepší výsledky klasifikace byly následně porovnány s výstupy Kupková et al. (2017), kde byla pro východní část krkonošské tundry za použití dat Sentinel-2A provedena řízená klasifikace pro termín 30.8.2015.

Práce vychází z předpokladu, že použití více snímků v rámci jedné sezóny by vzhledem k sezónním změnám vegetace, které se odráží v jejím spektrálním projevu, mělo pomoci ke zvýšení přesnosti klasifikace vybraných kategorií vegetačního pokryvu.

2 Literární rešerše a úvod do problematiky

2.1 Klasifikace

Klasifikace je proces, při kterém dochází k rozřazování jednotlivých obrazových prvků do informačních tříd. V jejím průběhu jsou původní naměřené hodnoty radiometrických charakteristik nahrazeny hodnotami, které nám umožňují určit příslušnost k dané kategorii (Dobrovolný, 1998). Základním předpokladem pro provedení klasifikace je použití klasifikátoru, tedy rozhodovacího pravidla (algoritmu), podle něž jsou prvky zařazovány do určitých tříd (Kolář, Halounová, Pavelka, 1997). Můžeme rozlišit několik druhů klasifikací, přičemž základní rozdělení odděluje klasifikaci pixelovou a objektově orientovanou.

V případě pixelové klasifikace se rozhodovací pravidla vztahují pouze k pixelu, který je základním obrazovým prvkem. Tato metoda vyhodnocuje každý pixel zvlášť a k jeho zařazení do informační třídy nepoužívá pixelů okolních (Weigh, Roggan, 2010). Další rozdělení pixelové klasifikace rozlišuje klasifikaci řízenou a neřízenou. Základním rozdílem je okamžik a způsob, jakým zpracovatel zasahuje do klasifikačního procesu. Řízená klasifikace vyžaduje trénovací plochy, které představují známý povrch a identifikují se na základě například terénního měření (Dobrovolný, 1998). Důležitost jejich výběru pak zdůrazňuje Campbell (2011), který zmiňuje, že pro konečnou přesnost klasifikace jsou významnějším faktorem než výběr samotného algoritmu klasifikace. Řízená klasifikace je sice náročnější na zpracování, ale výsledky bývají přesnější než u druhého přístupu. Mezi nejužívanější klasifikátory řízené klasifikace patří klasifikátor minimální vzdálenosti, maximální pravděpodobnosti, klasifikátor pravoúhelníků nebo klasifikátor nejbližších sousedů.

Při neřízené klasifikaci nejsou využívány trénovací plochy, ale přístup je založen na principu shlukových analýz. Zpracovatel si určí počet cílových tříd, kterým je následně přidělen geografický obsah. Mezi využívané algoritmy řadíme ISODATA nebo K – Means Clustering. Výhodou neřízené klasifikace je především rychlejší proces vyhodnocení (Weigh, Roggan, 2010)

Jak uvádí Bletsche (2010), se zvyšujícím se prostorovým rozlišením roste vhodnost užití klasifikace objektové. Předpoklad větší přesnosti pro data s velmi vysokým rozlišením při užití objektové klasifikace je potvrzen také v Suchá et al. (2016).

Objektová klasifikace (OBIA) nezkoumá pixely, ale pracuje se shluky. Na rozdíl od pixelové klasifikace bere v potaz vztah mezi jednotlivými pixely a věrohodněji tak vykresluje vegetační celky (Dobrovolný, 1998). Snaží se o napodobení interpretace snímku takovým způsobem, jak by byl vizuálně interpretován člověkem. Podle Myint et al. (2011) je metoda vhodná primárně pro klasifikaci vegetace nebo zastavěných území. Toto tvrzení potvrdil i ve své studii, která se zaměřovala na identifikaci

zastavěných ploch v americkém městě Phoenix. Pro satelitní data sensoru QuickBird byla objektovým přístupem dosažena nejvyšší přesnost klasifikace (90,4 %).

V první fázi procesu objektové klasifikace dochází k segmentaci, tedy rozdělení pixelů do shluků (Blaschke, 2010). Rozlišit lze několik segmentačních algoritmů, které se dělí podle jejich přístupů k postupu segmentace. Některé postupují od největších objektů k nejmenším, u některých tomu je naopak. Klasifikace je založena na zařazování objektů do tříd, které popisují jejich význam. Ty jsou charakterizovány klasifikačními pravidly, v případě více pravidel mluvíme o klasifikační bázi. Oddělovány jsou tzv. tvrdé a měkké klasifikátory.

Při výběru typu klasifikace je třeba vzít v úvahu mimo jiné charakteristiku typu dat, statistické rozložení tříd nebo prostorové rozlišení (Gomez, 2016). Pro účely klasifikace vegetačního pokryvu v krkonošské tundře bude v této práci využito řízené klasifikace Maximum Likelihood.

2.1.1 Klasifikátor maximální pravděpodobnosti

Klasifikátor maximální pravděpodobnosti (MLC) je široce užívaná metoda. Je považována za jednu z nejpobulárnějších a nejspolehlivějších technik (Zagajewski, 2005). Gomez (2016) uvádí, že předpokladem pro využití tohoto algoritmu jsou data (shluky pixelů v trénovacích datech) v normálním rozdělení společně s vysokou kvalitou trénovacích dat. Princip této metody spočívá ve výpočtu pravděpodobnosti, s jakou klasifikovaný pixel patří do určité třídy. Jedná se o parametrický klasifikátor, lze tedy nastavit prahovou hodnotu pravděpodobnosti, která zaručí neklasifikování pixelu v případě, že maximální pravděpodobnost zařazení pixelu je nižší než zadaná prahová hodnota.

2.1.2 Multitemporální přístup ke klasifikaci

Přírodní procesy se v průběhu času mění (fenologické fáze ve vegetačním období, barevné změny atd.), a průběžné sledování může vést ke zpřesnění výsledků analýz. Pomocí družic, které zájmové území snímají v určitých časových intervalech, máme možnost získat přesnější informaci o jednotlivých objektech. Taková data tvoří časovou řadu a jsou označovány jako multitemporální. Jejich analýza je podle Dobrovolného (1998) založena na zaznamenání změny chování a vlastností objektu pomocí snímacího zařízení. Metody analýzy těchto snímků lze rozčlenit do mnoha kategorií, jejichž rozdělení a definice se napříč různými zdroji velmi liší. Aplin (2009) jako nejběžnější typ vyhodnocování uvádí metodu change detection, jiné zdroje zmiňují multitemporální přístup. Protože tyto dva přístupy mají mnoho společného, hranice mezi nimi není přesně definovaná.

Obecně lze říci, že multitemporální přístup zkoumá změnu spektrálních charakteristik objektů za účelem lepšího odlišení vybraných prvků, čehož následně využívá při zlepšování přesnosti klasifikace. Druhý přístup, change detection, sleduje spíše celkovou změnu objektu v čase. Zaměřuje se více na

porovnání jednotlivých snímků mezi sebou a hodnotí viditelné změny. Podle Lu et al. (2004) se jedná o proces identifikace rozdílů mezi vybranými objekty pomocí jejich pozorování v průběhu více časových horizontů.

V závislosti na požadavcích výzkumů bylo navrženo mnoho jednotlivých change detection přístupů, jejichž počet se rozvojem informačních technologií stále vyvíjí a roste (Gómez, 2016). Jak uvádí Tewkesbury (2015), s technologickým pokrokem a s ním spojeným rostoucím počtem algoritmů a metod se jejich rozdělení stává velmi nepřehledné. Rozvoj objektového přístupu tuto problematiku ještě zkomplikoval (Hussain, 2013). Právě z důvodu neustálého vývoje není rozdělení jednotné. Některá literatura dělí jednotlivé metody change detection z hlediska principu jejich fungování do odlišných kategorií, jiná zmiňuje pouze jednotlivé metody bez konkrétního zařazení.

Nejširší pojetí členění change detection je popsáno publikací Abhishek (2012), kde je rozlišeno celkem 30 metod v rámci 7 přístupů (algebraický, transformace, postklasifikační přístup, pokročilé modely, GIS, vizuální analýza a ostatní). Lu et al. (2004), který dělí techniky taktéž do sedmi kategorií a zmiňuje 31 metod, za nejužívanější označuje porovnávání obrazů, analýzu hlavních komponent (PCA) a postklasifikační porovnávání. Porovnání obrazů je podle Dobrovolného založeno na odečítání DN hodnot jednoho obrazového záznamu od druhého, a jak zmiňuje Hussain (2013), jedná se o metodu jednoduchou na interpretaci. Analýza hlavních komponent zase redukuje nadbytečnost dat a zdůrazňuje změnu informací (Deng, 2008). Dobrovolný (1998) mezi nejběžnější techniky řadí kromě výše zmíněných také obrazové podíly, regresní závislost dvou obrazů, multitemporální barevnou syntézu a analýzu vektorů spektrální změny (CVA). Výhoda obrazových podílů je podle Hussaina (2013) v tom, že se tato metoda dobře vypořádá se změněnými podmínkami snímání (poloha slunce, stín). Pro ještě lepší eliminaci těchto efektů je podle Singha (1989) vhodná metoda regresní závislosti dvou obrazů. Analýza vektoru spektrální změny podle Dobrovolného (1998) zase vychází z předpokladu, že změna objektu se v krajně projeví změnou jeho spektrální charakteristiky. Ze dvou spektrálních pásem jsou vypočítány úhel a velikost vektorové změny. Tewkesbury (2015) naopak uvádí přehled pouze šesti nejužívanějších přístupů (postklasifikační porovnávání, přímá klasifikace, transformace, CVA, vizuální analýza a PCA) a doplňuje, že výsledná detekce změny může být dosažena pomocí početních operací, klasifikací nebo statistických analýz. Výčet 10 metod shrnuje Singh (1989), který mimo již zmíněných popisuje rozdíly vegetačních indexů.

Protože každá z metod má v konkrétních případech své výhody a nevýhody, prvním a zásadním krokem je výběr té správné na základě typu studovaných dat (Lu et al., 2004).

2.1.2.1 Porovnání vegetačních indexů

Jak shrnuje Hussain (2013), hodnocení podle vegetačních indexů vychází z jednoduchého přístupu difference obrazů. Pro dva snímky jsou zvláště spočítány vegetační indexy a následně porovnány. Původní pásma multispektrálního obrazu jsou pomocí indexu transformována tak, že DN hodnoty nesou informaci vztahující se k hledaným změnám (Dobrovolný, 1998). Principem vegetačních indexů je využití různých kombinací pásem družicových dat pro zjištění výhradně zdravotního stavu vegetace, která se vyznačuje specifickou spektrální odrazivostí. Nejčastěji je využíváno červeného a blízkého infračerveného pásma. Díky silnému pohlcování v červeném a vyzařování v blízkém infračerveném pásmu dochází použitím indexů ke zdůraznění spektrálních rozdílů. Podle Dobrovolného (1998) se vegetační indexy dělí do 2 skupin-poměrové a ortogonální. První zmíněné vyjadřují poměr odrazivosti v červeném a infračerveném pásmu, ortogonální potom lineární kombinaci pásem původních.

Metodu porovnání vegetačních indexů NDVI použil například Nordberg (2005). Za použití satelitních dat Landsat 5 a Landsat 7 analyzoval velikost úbytku vegetačního pokryvu v důsledku nadměrné těžby pro oblast západního Švédska. Lyon et al. (1998) zase porovnával vhodnost užití 7 rozdílných vegetačních indexů pro analýzu změny krajinného pokryvu v jižní část mexického státu Chiapas. V rámci České republiky využila vegetačních indexů Musilová (2012), kdy ze snímků SPOT, Landsat, QuickBird a WorldView-2 zjišťovala pro území Krkonošského národního parku stav a vývoj smrkových porostů.

2.1.2.2 Metoda hlavních komponent

Metoda hlavních komponent (PCA – Principal component analysis) je využívána ke zvýraznění informace v obrazu a odstranění šumu. Jedná se o metodu předzpracování a zvýraznění multispektrálního obrazu před jeho klasifikací. Její pomocí lze další zpracování omezit na méně pásem, aniž by došlo k podstatné ztrátě informace (Dobrovolný, 1998). Jejich využití by mělo přispět ke zlepšení výsledku klasifikace.

Jedná se o statistickou metodu, při které dochází k rotaci os, které tvoří multispektrální obraz. Podle Koláře (1997) jsou zavedeny nové osy, které jsou otočeny oproti ostatním. První osa, hlavní komponenta, je orientována ve směru maximálního rozptylu původních dat. Druhá osa je kolmá na hlavní komponentu v místě druhého největšího rozptylu dat. Nese méně informací než předcházející komponenta, ale takových, které v ní nejsou popsány. Většina informací bývá uložena v prvních třech komponentách. Další často obsahují značné množství šumu, a proto je vhodné jejich vyloučení z dalšího zpracování (Dobrovolný, 1998).

2.2 Klasifikace v tundře

Tématem klasifikace vegetačního pokryvu v oblasti tundry se zabývaly práce v rámci České republiky i mimo její hranice.

Multispektrálních dat TerraSAR-X, PolSAR, Radarsat-2 a Landsat 8 využil Ullman et al. (2014) pro klasifikaci krajinného pokryvu na Richardsově ostrově v Kanadě. Pro 5 tříd byla provedena řízená a neřízená klasifikace. Nejlepší výsledky byly zjištěny neřízenou klasifikací pro data PolSAR a Landsat 8, kdy konečná přesnost přesáhla 80 %. Dále se klasifikací vegetačního pokryvu v arktické tundře zabýval Lin et al. (2012), který zkoumal oblasti Beringova průlivu, území národního parku Glacier v americkém státě Montana zase studoval Resler et al. (2004).

Tundru v Jeseníkách hodnotil Král (2009), který ke klasifikaci využil ortofoto v infračerveném pásmu s prostorovým rozlišením 0,9 m. Zaměřoval se na přechodné zóny mezi subalpínskými lesy a alpínskou tundrou. Sedm kategorií (antropogenní plochy, pastviny a holé plochy, kleč, listnaté stromy, smrkové kultury, stojící suché smrky a úlomky a skalní výchozy) bylo hodnoceno klasifikátorem MLC s výslednou přesností 78 %.

Zagajewski (2005) se potom zabýval vegetací ve východní části Tatranského národního parku, kde klasifikoval hyperspektrální letecké snímky. Pořízeny byly jednak senzorem DAIS 7915 se 79 spektrálními pásmy s prostorovým rozlišením 3 m, dále senzorem ROSIS se 115 spektrálními pásmy a rozlišením 1 m. Provedena byla neřízená klasifikace a řízená klasifikace MLC a NN. Do té vstupovalo sedm kategorií krajinného pokryvu (kosodřevina, lesy, louky, skály, jezera, stíny a turistické trasy). Klasifikace MLC pro sensor DAIS proběhla dvakrát, jednou pro všechna pásma snímku, podruhé s vybranými pásmy. V prvním případě celková přesnost dosáhla 78 %, v druhém byla přesnost nižší, pouze 71 %.

Krkonošskou tundru, konkrétně oblast v okolí Labské boudy, studovala Mullerová (2005). Ve studii hodnotila multispektrální letecké snímky z let 1986, 1989 a 1977 s prostorovým rozlišením 1 m. Byla provedena řízená a neřízená klasifikace. V případě neřízené bylo využito klasifikátoru ISODATA a dosaženo přesnosti 63 %. Odlišit se podařilo 6 tříd (kosodřevina, smilka tuhá, vysoké trávy a bylinná společenstva, vegetace podél silnic s vysokými travami a bylinnými společenstvími, silnice nebo společenstva smilky a silnice nebo nízké trávy a byliny (metlice trsnatá)). Největší problém klasifikace spočíval v rozlišení silnice a smilky. Sedm kategorií bylo potom rozlišeno řízenou klasifikací a použitím klasifikátoru MLC dosaženo konečné přesnosti 79 %.

Marcinkowska et al. (2014) ve studii hodnotila přesnost klasifikace pro západní část území Krkonošského národního parku pomocí hyperspektrálních dat APEX s 288 spektrálními pásmy za

použití klasifikátoru Support Vector Machine (SVM). Klasifikace 15 tříd dosáhla konečné přesnosti 79 %.

2.3 Klasifikace vegetace nad horní hranicí lesa v Krkonošském národním parku

Pokud hovoříme o oblasti Krkonošského národního parku, žádná z výše zmíněných studií zatím neporovnávala rozdílná multispektrální a hyperspektrální data s odlišným spektrálním a prostorovým rozlišením a jejich klasifikaci různými přístupy. V rámci projektu GAUK „Využití dálkového průzkumu Země pro klasifikaci vegetace nad horní hranicí lesa v Krkonošském národním parku“, řešeného na katedře aplikované geoinformatiky a kartografie, byl realizován výzkum, který se zaměřuje právě na vhodnost užití multispektrálních dat (Suchá, 2016). Hodnocením hyperspektrálních dat a jejich porovnáním s multispektrálními na něj následně navazuje Kupková et al. (2017).

V prvním zmíněném článku jsou porovnávána letecká ortofota, družicová data Worldwiew – 2 a Landsat 8. Letecká ortofota s prostorovým rozlišením 12,5 m a čtyřmi spektrálními pásmy byla hodnocena objektovou klasifikací. U dat WorldWiew- 2, která mají prostorové rozlišení 2 m a 8 spektrálních pásem, proběhla jak pixelová, tak objektová klasifikace a u Landsat 8 s rozlišením 30 m a sedmi spektrálními pásmy, pouze pixelová. Mezi testované algoritmy pixelové klasifikace byly zařazeny klasifikátory Maximum Likelihood Classification (MLC), Support Vector Machine (SVM) a Neutral Network (NN). Do hodnocení vstupovaly 2 oddělené oblasti – východní a západní část krkonošské tundry. Resp. obě byly hodnoceny pouze v případě dat Landsat 8, pro ostatní data byly z důvodu náročnosti zpracování hodnoceny pouze vybrané části území. Detailní legendu tvoří 12 tříd krajinného pokryvu (kamenná moře a antropogenní plochy, smrkové porosty, kosodřevina, subalpínská brusnicová vegetace, alpínské trávníky zapojené – smilka tuhá, druhově bohaté porosty s vysokým zastoupením dvouděložných, subalpínské vysokostébelné trávníky – třtina chloupkatá, bezkoleneček modrý, metlice trsnatá, subalpínské vysokobylinné trávníky, alpínská vřesoviště, mokřady a rašeliniště, vodní plochy). Protože se ale některé třídy často vyskytují na plochách, které jsou menší než pixel Landsatu, bylo nutné vytvořit i legendu zjednodušenou. Detailní legenda byla využita pouze pro ortofota a data World-View 2 v oblasti západní tundry. Nejlepších výsledků bylo dosaženo pro ortofota objektovou klasifikací SVM, kdy konečná přesnost dosáhla 71 %. Dobře byly klasifikovány nevegetační třídy a kosodřevina, stejně tak jako brusnicová vegetace. Naopak nejhorší přesnosti obecně vykazovaly kategorie subalpínských vysokostébelných trávníků.

Druhý článek porovnává hyperspektrální letecká ortofota pořízená sensory AISA Dual, APEX a družicová data Sentinel 2. Pixelovou i objektovou klasifikací byly hodnoceny vstupy AISA Dual s prostorovým rozlišením 1-3 m a 494 spektrálními pásmy stejně tak jako data APEX s rozlišením 3-5 m a 288 spektrálními pásmy. Nad daty Sentinel-2, která mají rozlišení 10 m a 20 m a využito bylo 10

spektrálních pásem, proběhla pouze pixelová klasifikace. Klasifikována byla taktéž jak detailní, tak zjednodušená legenda.

Nejlepší celkové přesnosti bylo dosaženo u dat AISA Dual klasifikátorem SVM (84,3 %). Naopak s nejhorším výsledkem se setkáváme u družicových dat Sentinel-2, kdy největší přesnost, 58 %, vykazuje klasifikátor NN. Tyto výsledky byly předpokládány, protože velikost pixelu u Sentinelu, stejně tak jako u Landsatu, nevyhovuje požadavkům detailní legendy. Problém obecně nevykazovalo, shodně s daty World-View 2 a Landsat 8, rozlišení kosodřeviny a kamenných moří a antropogenních ploch. V případě Sentinelu byla naopak nejméně přesně klasifikována třída bezkoleneč modrý, který byl často klasifikován jako metlice trsnatá nebo subalpínská brusnicová vegetace. Nízkou přesnost vykazaly také alpská vřesoviště, třtina chloupkatá a smilka tuhá. Zmiňované typy vegetačního pokryvu se řadí do kategorie subalpínských vysokostébelných trávníků a mají tedy podobný spektrální signál. V případě zjednodušené legendy celková přesnost klasifikace dat Sentinel-2 dosáhla 77,7 %.

Jak je zmíněno v Kupková et al. (2017), k přesnějšímu odlišení nelesních vegetačních kategorií by mohlo z důvodu jejich sezónních změn (fenologie) pomoci využití multitemporálního přístupu (analýza více snímků během vegetační sezony). Právě z tohoto předpokladu vychází hlavní cíl této bakalářské práce. Je jím zjistit, jestli se využitím multitemporálního přístupu v případě dat Sentinel-2A zvýší přesnost klasifikace vybraných kategorií krajinného pokryvu. Konkrétně se jedná o třídy kosodřevina (*Pinus Mugo*), subalpínská brusnicová vegetace (*Vaccinium sp.*), alpská vřesoviště a třtina chloupkatá (*Calamagrotis villosa*).

3 Zájmové území

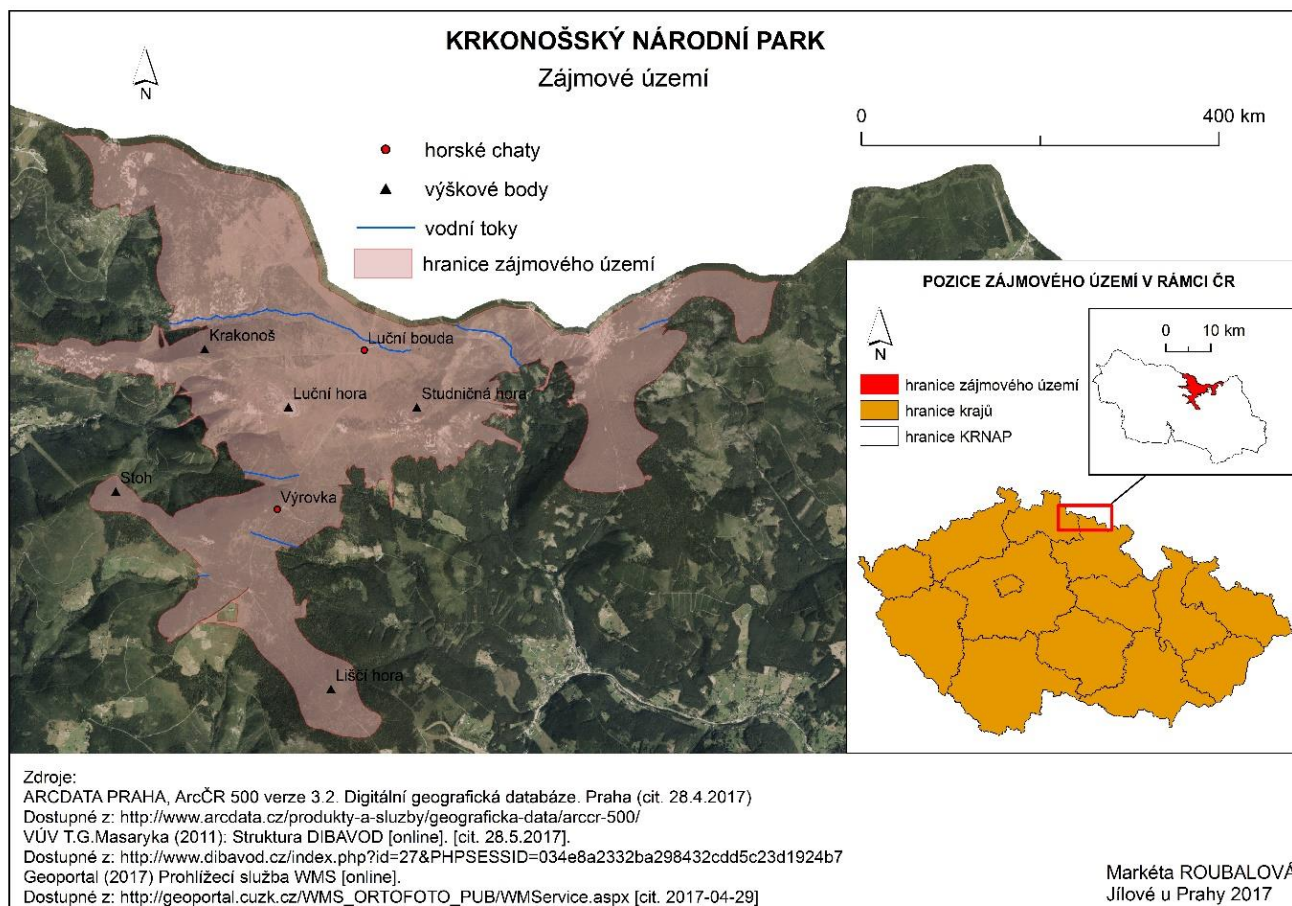
Zájmovým územím byla východní část krkonošské tundry, jejíž převážná část leží v 1. zóně krkonošského národního parku (Obr. 1). Nachází se v okolí Luční boudy a má rozlohu 2, 284 hektarů. Pokud hovoříme o tundře celkově, včetně západní části, rozkládá se na ploše 47 km² (z toho 15 km² na polském území), což je asi 7,4 % celkové rozlohy Krkonoš. (KRNAP, 2010)

Jedná se o území nad horní hranicí lesa, které Soukupová et al. (1995) charakterizuje jako území s průměrnou roční teplotou od 0 °C do +1 °C a průměrným ročním úhrnem srážek 1 400 mm. Území je pokryto sněhovou pokrývkou průměrně 180 dní v roce a průměrné denní teploty nad 0 °C se vyskytují ve velmi krátkém období. V nejvyšších partiích je území silně ovlivňováno eolickou činností. Krkonoše během dob ledových působily jako přechodná zóna mezi biotou skandinávské tundry a alpínskými loukami. V průběhu doby poledové se tento specifický horský biotop stal pozůstatkem subarktických a alpínských horských prvků flóry a fauny. Severojižně orientovaná údolí naopak umožnila migraci teplomilných druhů do hor (Štrusa, 2013). Všechny zmíněné charakteristiky mají zásadní vliv na současné rozšíření flory.

Štrusa (2013) také uvádí, že arko-alpínská tundra zahrnuje dva výškové vegetační stupně. Ve výškách do 1450 m se setkáváme se spodním alpínským stupněm, v nejvyšších polohách se potom nachází svrchní alpínský stupeň. Nenalézají se zde stromy, ale keře, byliny a traviny. Vegetaci v nižších polohách tvoří nejčastěji klečové porosty, smilkové louky a severská rašeliniště. Podle Bašty (2013) je v Krkonoších kleč dřevinou původní. V 18.-19. století se však rozloha klečových porostů v Krkonoších zmenšila. Souviselo to s rozšiřováním plochy pastvin nad hranicí lesa, ale i s používáním klečového dřeva jako paliva. Dalším významným vegetačním pokryvem je smilka, která tvoří rozlehlé, nízké alpínské trávníky, které se o místo dělí s dalšími druhy horských trav. Podobně jako kleč, i smilka preferuje polohy nad alpínskou hranicí lesa, ale často se s ní potkáme i v nižších horských polohách či v podhůří. Je převážně přirozeného původu, místy ale druhotně pokrývá plochy po vysekané a vypálené kleči (Dvořák, 2009). Vegetace v nejvyšších polohách se nalézá izolovaně, a to pouze na nejvyšších vrcholech, tedy na Sněžce, Studniční hoře, Smogorni a na Vysokém Kole. Je ovlivňována tvorbou půdního ledu, soliflukcí, opakovaným táním a mrznutím půdy. Nacházejí se zde drobné keře, traviny, mechy a lišejníky. Jak uvádí Štrusa (2013), vzhledem k dlouhodobé izolovanosti nejvyšších poloh Vysokých Sudet se zde vytvořily specifické niky pro vznik neoendemických druhů.

Soukupová et al. (1995) rozděluje arko-alpínskou tundru do několika zón. Kryo-eolickou tvoří kamenná moře nejvyšších vrcholů a alpínské vyfoukávané trávníky, kryo-vegetační je tvořena zarovnanými terény třetihorních vrcholových ploch, severskou vegetací a subarktickými mokřady.

Charakteristická je vysokými srážkovými úhrny. Niveo-glaciální zahrnuje ledové kary a nivační deprese závětrných svahů, kde převažuje travinná, vysokostébelná a křovinná vegetace.



Obr. 1: Mapa zájmového území (vlastní zpracování)

3.1 Hodnocené kategorie vegetačního pokryvu

Kosodřevina

Kosodřevina roste zejména na horských svazích, hřebenech a plošinách v nadmořských výškách 1200–1500 m. Jde o hlavní dřevinu nad horní hranicí lesa. Její výskyt je vázán na kamenité půdy, silně kyselé horské podzoly až mělké rankery s vyvinutou vrstvou surového humusu. Nejčastěji vyskytujícím se druhem je borovice kleč (*Pinus mugo*), která dosahuje výšky 0,5–2 m. Její porosty mohou být plošně velmi husté a rozsáhlé, ale často tvoří s dalšími typy subalpínské vegetace mozaiku, která dosahuje rozlohy pouze několika desítek m² (Kočí, 2010a). Nalézt ji můžeme na skalních místech, lavinových svazích a subalpínských rašeliništích (Dvořák, 2009). Letorosty borovice kleč jsou světle zelené, později mění barvu do hněda. Šišky mají barvu hnědou. Kvete v červnu až červenci (Randuška, 1993). Kosodřevina je zobrazena na Obr. 2.



Obr. 2: Kosodřevina (Scenerie, 2008)

Subalpínská brusnicová vegetace

Porosty brusnic se nachází na závětrných i návětrných svazích při horní hranici lesa, na konvexním reliéfu v závětrných prostorech karů a na rozsáhlých vrcholových plošinách společně s kosodřevinou. Vyskytují se většinou na kamenitých, mělkých a vysýchavých půdách, na jejichž povrchu se hromadí surový humus. V zimě jsou před mrazem chráněny sněhovou pokrývkou. Jedná se o druhově chudé porosty nízkých keříčků, které tvoří zejména borůvka (*Vaccinium myrtillus*) Podle Randušky et al. (1983) se u ní světle zelené květy objevují od poloviny května do konce června a černomodré plody dozrávají od června do září, avšak ve vyšších polohách tomu zpravidla bývá později (Obr. 3). Opadavé listy jsou světle zelené, stejně tak jako větve (Dvořák, 2009). V menší míře se v porostech vyskytuje také brusinka (*Vaccinium vitis-idaea*), která má tmavozelené neopadavé listy a kvete od konce května do července bílou až růžovou barvou. Jedná se o vřzdelený keř. Její červené plody dozrávají v srpnu až říjnu.



Obr. 3: Brusnicová vegetace v průběhu vegetační sezóny (foto: Lucie Červená)

Alpínská vřesoviště

Hlavními místy výskytu vřesovišť jsou větrné vrcholy hor, hrany svahů, izolované vrcholové skály nebo prudké skalnaté svahy v karech. Jsou zpravidla vázány na mělké a kamenité půdy. Stanoviště jsou v zimě kvůli mělké sněhové pokrývce vystavena účinkům mrazu. Alpínská vřesoviště jsou tvořena nízkými porosty drobných keříčků, z nichž je v největší míře zastoupen vřes obecný (*Calluna vulgaris*). (Krahulec, Kočí, 2010). Jedná se o vždyzelený keřík, kvete růžovou, fialovou a někdy i bílou barvou od července do poloviny září. Jeho změna v průběhu vegetační sezóny je zachycena na Obr. 4.



Obr. 4: Vřes v průběhu vegetační sezóny (foto: Lucie Červená)

Třtina chloupkatá

Třtina chloupkatá se řadí se do třídy subalpínských vysokostébelných trávníků a jedná se o nejrozšířenější porost této kategorie. Nachází se v okolí alpínské hranice lesa a výše nad ní na mírných, chráněných svazích s hlubokými, na humusovou vrstvu bohatými a minerálně chudými půdami. Tvoří souvislé porosty na svazích ledovcových karů a v travnaté zóně krkonošské tundry. Dobře snáší kyselé prostředí (Kočí, 2010b). Podle Randušky et al. (1983) patří třtina do čeledi lipnicovité a jedná se o vytrvalou, 60-150 cm vysokou travu s plazivým, dlouze výběžkatým oddenkem. Má tmavě zelené, 3-8 mm široké listy a její stébla jsou načervenalá (Obr. 5). Kvete od června do července výraznými šedavými až nafialověle růžovými latami, které v suchém stavu často vydrží až do jara (Pyšek, 1993). Raší brzo, někdy už v průběhu března.

Výskyt třtiny chloupkaté silně koresponduje s výskytem původního smrku ztepilého.



Obr. 5: Třtina chloupkatá v průběhu vegetační sezóny (foto: Lucie Červená)

4 Data a metodika

Pro zpracování dat bylo využito programů Envi 5.3, ArcMap 10.2 a Excel.

4.1 Použitá data

V práci bylo využito dvou hlavních datových zdrojů, a to družicových snímků Sentinel-2A a terénních dat. Volně dostupné snímky byly staženy po registraci na webu Sentinel SciHub (<https://scihub.copernicus.eu/>). Jedná se o produkty level 1C z termínů 11.7.2016, 4.8.2015, 30.8.2015, 27.8.2016 a 12.9.2015. Hlavním kritériem výběru byla nízká oblačnost nad vybraným územím, což se v požadovaném období ukázalo jako velký problém. Hledány byly snímky z období od května do října (v průběhu vegetační sezóny a zároveň bez sněhové pokrývky). Ve zmíněném období bylo v průběhu let 2015 a 2016 možné najít pouze 2 zcela bezoblačné snímky, oba z konce srpna – termíny 30.8.2015 a 27.8.2016. Původně byl vybrán ještě termín 8.7.2015, ale, jak vyplynulo z následných analýz, na to, aby mohl být využit, obsahoval příliš velké procento cirrovité oblačnosti, která nepříjemně ovlivňovala výsledné hodnoty odrazivosti. V termínech 4.8.2016 a 12.9.2015 se oblačnost vyskytuje pouze na části území, kde došlo ke jejímu odmaskování (viz kapitola 4.2.2).

4.1.1 Data družice Sentinel–2A

Podle Radoux (2016) zažívá dálkový průzkum země novou éru vyznačující se velkým množstvím volně dostupných satelitních dat, která nabízejí vysoké spektrální rozlišení jak ve viditelném, tak infračerveném spektru a jejich snímání v krátkém časovém horizontu (v případě Sentinel-2A je perioda obletu 10 dní). Jak uvádí (Drusch et al., 2012), Sentinel-2 je vybaven senzorem Multispectral imager (MSI), který snímá ve 13 spektrálních pásmech a prostorové rozlišení má 10, 30 nebo 60 m, v závislosti na spektrálním pásmu (viz Tab. 1). V porovnání s ostatními multispektrálními daty je jeho přínos právě v kombinaci vysokého prostorového a spektrálního rozlišení s 290 km širokým záběrem sensoru. Také díky třem pásmům v červeném okraji viditelného spektra jsou tato data vhodná především pro monitoring krajinného pokryvu (Gisat, 2017). Výstupy ze Sentinel-2 jsou dostupné od listopadu 2015. V případě levelu 1C se jedná o produkty Top-Of-Atmosphere v kartografické projekci UTM/WGS 84. Družice Sentinel–2A je zobrazena na Obr. 6.



Obr. 6: Družice Sentinel 2 (ESA b, 2017)

Označení pásma	Název pásma	Prostorové rozlišení	Rozsah od [μm]	Rozsah do [μm]
1	Coastal aerosol	60	0,433	0,453
2	Blue	10	0,4575	0,5225
3	Green	10	0,5425	0,5775
4	Red	10	0,65	0,68
5	Vegetation red edge	20	0,6978	0,7125
6	Vegetation red edge	20	0,7325	0,7475
7	Vegetation red edge	20	0,773	0,793
8	NIR	20	0,7845	0,8995
8a	Vegetation red edge	10	0,855	0,875
9	Water vapour	60	0,935	0,955
10	SWIR-Cirrus	60	1,365	1,395
11	SWIR	20	1,565	1,655
12	SWIR	20	2,1	2,28

Tab. 1: Spektrální pásma Sentinel-2A (zpracováno dle Gisat, 2017)

4.1.2 Terénní data

Terénní data byla sbírána v průběhu června 2014 a července 2015. Dohromady bylo pomocí GPS přístroje Trimble Geoexplorer 3000 Geo XT zaměřeno 123 polygonů pro všechny kategorie (28 pro alpská vřesoviště, 11 pro brusnicovou vegetaci, 19 pro třtinu chloupkatou). Z důvodu jednoduché identifikace ploch kosodřevina, smrk a vodní plochy, byly trénovací plochy pro tyto kategorie zvektorizovány nad ortofoty z června 2012.

4.2 Předzpracování dat

Protože původní snímky jsou příliš velké (500 MB) a výpočetní procesy by byly velmi náročné, byly nejprve oříznuty hranicí zájmového území, dodané ve formátu shp. K tomu bylo využito funkce *Resize data* v Envi 5.3. Výřez zájmového území je zobrazen na Obr. 7.



Obr. 7: Výřez zájmového území, barevná kompozice RGB

Původní data Sentinelu obsahují 13 pásem, která se liší prostorovým rozlišením (viz Tab. 1). Pro další úkony byla vyřazena pásma 1, 9 a 10, která mají prostorové rozlišení 60 m. Zůstalo tak 10 pásem, z nichž všechna s prostorovým rozlišením 20 m (pásma 5, 6, 7, 8a, 11, 12) byla převzorkována na rozlišení 10 m. Využita byla metoda *Nearest neighbor*, výpočet proběhl opět v programu Envi 5.3. Tento algoritmus funguje na principu přebírání hodnoty sousedního pixelu. Podle Dobrovolného (1998) je sice geometricky nejméně přesný, ale zachovává původní hodnoty pixelů. Nejvhodnější je pro data klasifikace krajinného pokryvu. Podobu snímku před a po převzorkování lze porovnat na Obr. 8.



Obr. 8: Převzorkování algoritmem *Nearest Neighbour* (vlevo rozlišení 20 m, vpravo 10 m)

Sentinel pásmo	Označení pásma	Název pásma	Rozsah od [μm]	Rozsah do [μm]
2	1	Blue	0,4575	0,5225
3	2	Green	0,5425	0,5775
4	3	Red	0,65	0,68
5	4	Vegetation red edge	0,6978	0,7125
6	5	Vegetation red edge	0,7325	0,7475
7	6	Vegetation red edge	0,773	0,793
8	7	NIR	0,7845	0,8995
8a	8	Vegetation red edge	0,855	0,875
11	9	SWIR	0,935	0,955
12	10	SWIR	1,365	1,395

Tab. 2: Označení pásem Sentinel-2A po vyřazení pásem 1, 9, 10 pro účely analýzy spektrálních příznaků a klasifikace (zpracováno dle Gisat, 2017)

4.2.1 Atmosférické korekce

Efekty atmosféry, zejména procesy pohlcování a rozptylu, způsobují, že naměřené hodnoty zářivých vlastností sledovaných objektů neodpovídají jejich vlastnostem ve skutečnosti. Hlavním cílem atmosférických korekcí je získání absolutních hodnot odrazivosti z hodnot původně naměřených (Dobrovolný, 1998).

Podle Songa et al. (2001) není nutné provádět atmosférické korekce v případě klasifikace jedné scény. Za určitých podmínek je ale toto tvrzení platné i pro multitemporální analýzu. Taková multitemporální data potom musí být v jednom datasetu a trénovací plochy vybírány nad všemi pásmy. Korekce také není třeba provádět, pokud dochází ke klasifikaci každé scény zvlášť a změny jsou vyhodnoceny až nad konečnými mapami. Nutnost korekcí Song et al. (2001) naopak zdůrazňuje v případě výpočtu NDVI.

V práci byly testovány dva typy atmosférické korekce. Prvním je modul QUAC (Quick Atmospheric Correction), který určuje atmosférické korekce přímo z informace v pixelu ve scéně bez použití další pomocné informace (Bernstein et al., 2012). Jeho výhodou je kromě jednoduchosti a rychlosti provedení i rozsáhlá možnost využití. Pracuje s multispektrálními i hyperspektrálními snímky a podporuje širokou škálu družicových sensorů od viditelného po infračervené pásmo (ArcData Praha, s. r. o., 2017). Další výhodou je, že umožňuje získání hodnot odrazu i pro sensory bez radiometrických kalibrací nebo u snímků s neznámou intenzitou slunečního záření (Harris Geospatial Solutions, 2017). Druhou variantou provedení korekcí byl modul Sen2Cor, který umožňuje výpočet atmosférických korekcí pro data Sentinel-2A. Pro vstupní data Level 1C (Top-Of-Atmosphere) vytvoří produkt

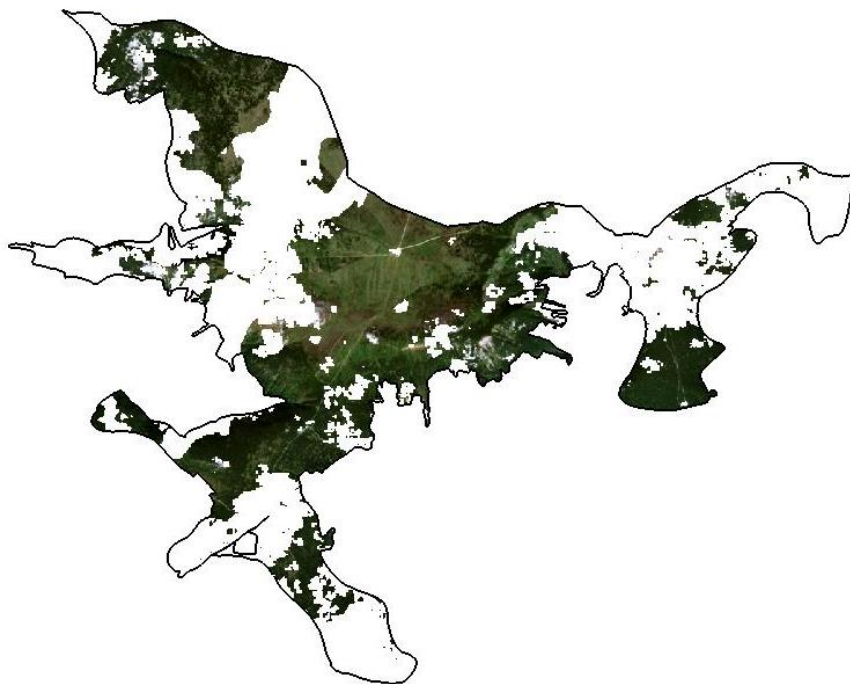
s opravenou odrazivostí (Bottom-Of-Atmosphere). Dalšími výstupy jsou Aerosol Optical Thickness (AOT), Water Vapour (WV), Scene Classification maps (SC) a indikátory pravděpodobnosti výskytu mraků a sněhu. Jedná se o produkty s prostorovým rozlišením 60, 20 a 10 m, které jsou podobné produktům Level 1C (ESA, 2017).

Výpočet QUAC proběhl nejprve v ENVI 5.4. (typ sensoru „unknown“, verze programu stále nenabízí možnost výběru sensoru Sentinel-2). Na základě hodnocení spektrální křivky bylo ale zjištěno, že tato korekce nepřináší uspokojivé výsledky. Stejný modul byl otestován i ve verzi softwaru 5.3., ale výstupy se výrazně nelišily. V případě atmosférické korekce zpracované s využitím modulu Sen2Cor v softwaru SNAP (Sentinel Application Platform) bylo dosaženo uspokojivějších výsledků. Proto byla dále používána data korigovaná pomocí modulu Sen2Cor.

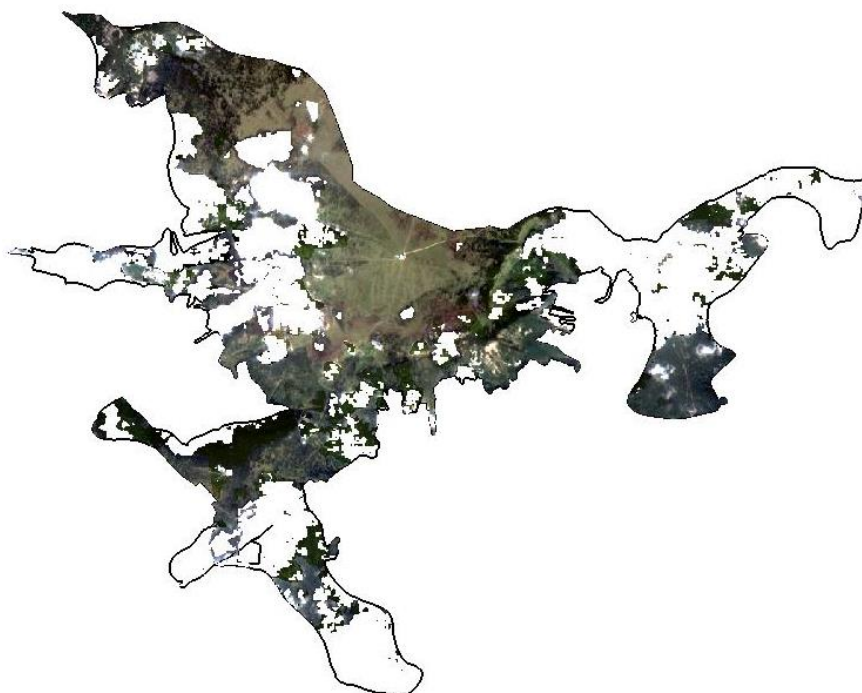
Atmosféricky korigovaná pásma (2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 8a, 11, 12) byla posléze spojena do jednoho datasetu pomocí funkce *Layer Stacking*.

4.2.2 Odmaskování oblačnosti

Aby výsledky klasifikace nebyly ovlivněny oblačností a jejími stíny, byla pro všechny termíny vytvořena maska oblačnosti. Porovnány byly opět výsledky dvou rozdílných postupů. V prvním případě byla oblačnost pro každý termín zvektorizována v programu ArcMap 10.2. a její výstupy spojeny v jednu vrstvu. Pro odmaskování stínů oblačnosti byla využita neřízená klasifikace ISODATA (s defaultním nastavením klasifikátoru) a poté reklasifikována na 2 třídy (stíny a ostatní). Následně opět došlo ke spojení výsledků klasifikací pro všechny termíny. Spojením s maskou oblačnosti tak vznikla celková maska oblačnosti a stínů. Druhý přístup spočíval ve vytvoření masky pomocí produktu Scene Classification z modulu Sen2Cor. Použity byly vrstvy dark feature shadow, cloud shadow, cloud (low, medium a high probability) a thin cirrus. Všechny vrstvy z jednotlivých termínů byly spojeny a došlo k vytvoření finální masky. Všechny zmíněné úkony proběhly v programu ArcMap 10.2. Výsledky byly porovnány s maskou, která vznikla pomocí kombinace neřízené klasifikace a vektorizace. V případě varianty, která vznikla z produktu Scene Classification, byly výstupy přesnější. Z Obr. 9 a Obr. 10 je zřejmé, že rozloha území, které zůstalo po odmaskování touto metodou, je menší než v případě druhého přístupu. Na rozdíl od první masky došlo i k odmaskování cirrovité oblačnosti, která také významně ovlivňuje hodnoty odrazivosti.



Obr. 9: Maska oblačnosti Sen2Cor



Obr. 10: Maska oblačnosti ISODATA

4.2.3 Vegetační indexy

Pro účely zvýraznění projevů vegetace byly z atmosféricky korigovaných dat s odmaskovanou oblačností pro všechny snímky vypočteny vegetační indexy NDVI pomocí funkce *Band math* v Envi 5.3 podle vzorce $NDVI = (NIR - RED) / (NIR + RED)$. NIR označuje odrazivost v blízkém infračerveném spektru (Sentinel pásmo 8) a RED odrazivost v červeném viditelném (Sentinel pásmo 3). Hodnoty NDVI, které mohou nabývat hodnot od -1 do 1, souvisí s obsahem zelené hmoty na ploše pixelu. (Dobrovolný, 1998).

4.2.4 PCA transformace

Aby došlo ke zhuštění informace v obrazu, bylo využito metody hlavních komponent (PCA). Jako vstup do výpočtu sloužila všechna výše uvedená pásma snímků 4.8., 27.8., 30.8. a 12.9. (celkem 40 pásem). Pro výpočet v Envi 5.3. bylo využito kovarianční matice. Jak ukázal výsledek transformace, v případě atmosféricky korigovaných dat první komponenta nese 48,2 % informace, druhá 31,7 % a třetí 14,1 %. Od 9. komponenty dále se podle vizuální interpretace v obraze nacházelo velké množství šumu, proto tato pásma do klasifikace již zahrnuta nebyla. Jako vstup do klasifikace bylo testováno 6, 7 a 8 komponent. Konkrétní přesnosti klasifikace pro jednotlivé kategorie byly následně vyhodnocovány pouze pro vstup 6 komponent PCA, které se ukázaly jako nejvhodnější pro dosažení lepší celkové přesnosti klasifikace (viz kapitola 5.2).

4.3 Analýza dat

4.3.1 Analýza spektrálních příznaků sledovaných kategorií

K nalezení vhodnosti termínů a pásem pro klasifikaci byly zjištěny průměrné odrazivosti trénovacích ploch čtyř analyzovaných kategorií v jednotlivých pásmech. Jedná se o třídy kosodřevina, u které se předpokládala malá variabilita průměrných hodnot odrazivosti, subalpínská brusnicová vegetace, alpínská vřesoviště a třtina chloupkatá. U té se naopak očekávaly zřetelnější změny hodnot odrazivosti. Spektrální křivky byly analyzovány nejprve pro data z termínů 4.8.2016, 27.8.2016, 30.8.2015 a 12.9.2015. Protože ale tyto termíny nevykazovaly výraznější rozdíly mezi vybranými kategoriemi vegetačního pokryvu, zařazen byl ještě termín 11.7. 2016. Do původního výběru snímků nebyl zařazen z důvodu velké oblačnosti ve značné části zájmového území. Vybrán byl na základě předpokladu, že některé kategorie (například třtina chloupkatá) budou v červencovém snímku, vzhledem k sezónnímu chování vegetace, výrazněji měnit svou spektrální charakteristiku.

Trénovací plochy pro analýzu spektrálních příznaků

Spektrální charakteristiky byly vyhodnocovány na základě ploch, jejichž počet se lišil v závislosti na snímcích, které do této analýzy vstupovaly. Vzhledem k vysokému procentu oblačnosti v termínech

4.8. a 12.9. musely být dodané polygony nasbírané v terénu výrazně redukovány. Z původních 48 bylo z důvodu oblačnosti v dané oblasti značné množství vyřazeno. Jejich počty uvádí tabulka Tab. 3. Plochy pro kategorii kosodřevina vznikly vektorizací ortofota, z něhož je tato třída jasně rozlišitelná. Z důvodu ještě vyšší oblačnosti v termínu 11.7.2016 (bezoblačné části se nacházejí pouze v úzkém okolí Luční boudy) musel být počet ploch pro tento termín dále redukován (viz Tab. 4). Problém byl zejména s kategorií brusnicová vegetace, kde je k dispozici pouze jeden polygon, což nelze považovat za dostatečně reprezentativní vzorek. Tyto plochy byly posléze pro účely klasifikace rozděleny na trénovací a validační (viz kapitola 4.3.2).

třída	počet ploch	počet pixelů
kosodřevina	16	161
alpínská vřesoviště	18	114
subalpínská brusnicová vegetace	6	28
třtina chloupkatá	11	64

Tab. 3: Plochy pro analýzu spektrálních příznaků pro snímky bez termínu 11.7.

třída	počet ploch	počet pixelů
kosodřevina	4	18
alpínská vřesoviště	5	63
subalpínská brusnicová vegetace	1	5
třtina chloupkatá	4	25

Tab. 4: Plochy pro analýzu spektrálních příznaků pro snímky s termínem 11.7.

4.3.2 Klasifikace

Byla využita řízená klasifikace maximální pravděpodobnosti v ENVI 5.3. (s nastavením klasifikátoru: *Probability threshold: None*). Pro její účely bylo využito detailní legendy, která zahrnuje kompletní vegetační pokryv zájmového území. Klasifikováno bylo 11 kategorií vegetačního pokryvu, jejichž přehled je uveden v Tab. 5. Legenda by měla zahrnovat také kategorii subalpínských vysokohorských

trávníků, ta ale blyz důvodu malého množství trénovacích polygonů na daném bezoblačném území (pouze 1 plocha) vynechána. Kategorie mokřady a rašeliniště byly spojeny v jednu třídu. Dále do klasifikace nevstupovaly vodní plochy, jejichž rozloha je v daném území příliš malá na to, aby mohla být rozlišena daty Sentinel. Kamenná moře a antropogenní plochy, stejně tak jako kosodřevina, byly zvektorizovány nad ortofotem. Plochy byly v poměru 1:1 rozděleny na trénovací a validační. Jejich počty uvádí Tab. 5.

Testován byl především multitemporální přístup, ale pro možnost porovnání přesnosti byl klasifikován také jeden samostatný snímek (z termínu 12.9.2015), který byl vyhodnocen jako nejvhodnější pro odlišení vybraných kategorií. Porovnávána byla také různě předzpracovaná data (atmosféricky korigovaná a nekorigovaná, data získaná analýzou hlavních komponent). Vzhledem k malému množství trénovacích ploch mohlo do klasifikace vstupovat omezené množství pásem, které nemohlo být větší, než počet pixelů nejméně zastoupené kategorie. Pro klasifikaci termínu 12.9.2015 to bylo 10 pásem (viz Tab. 2), v případě multitemporálního souboru byla klasifikace provedena pro 6, 7 a 8 pásem PCA (viz kapitola 4.2.4).

kategorie	trénovací		validační	
	počet polygonů	počet pixelů	počet polygonů	počet pixelů
1	8	140	8	87
2	5	33	5	39
4	9	56	9	58
5	3	16	3	12
6a	8	59	10	77
6b	7	36	7	26
6c	2	18	3	15
7a	5	30	6	34
7b	8	40	9	41
7c	7	41	8	101
10	4	136	6	130

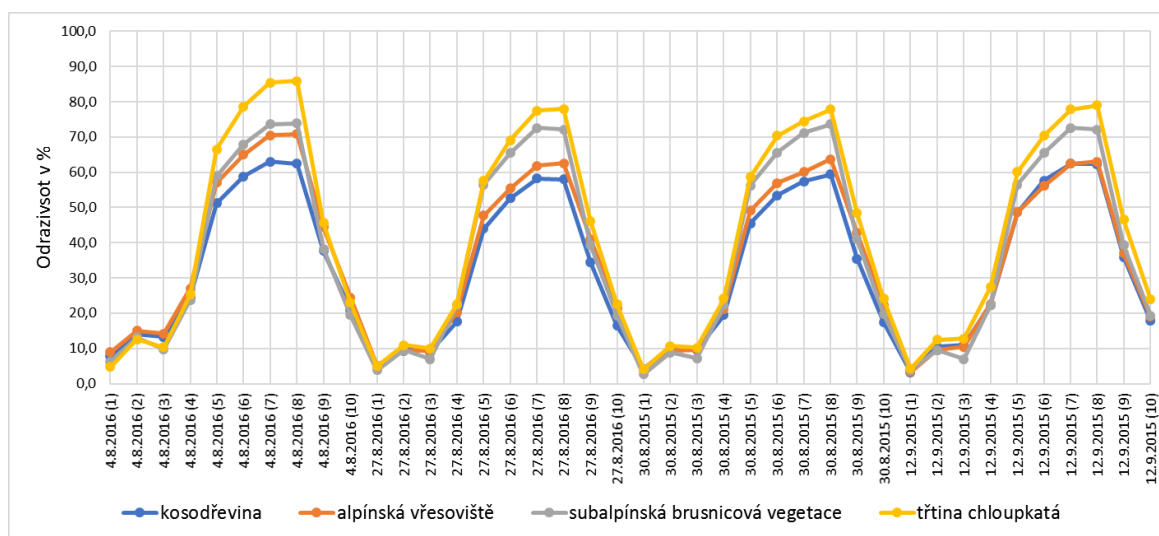
Tab. 5: Trénovací a validační plochy pro klasifikaci

Poznámka: (1) kosodřevina, (2) mokřady a rašeliniště, (4) alpská vřesoviště, (5) subalpínská brusnicová vegetace, (6a) smilka tuhá, (6b) metlička, (6c) druhově bohaté porosty s vysokým zastoupením dvouděložných, (7a) třtina chloupkatá, (7b) bezkolenec modrý, (7c) metlice trsnatá, (10) kamenná moře a antropogenní plochy

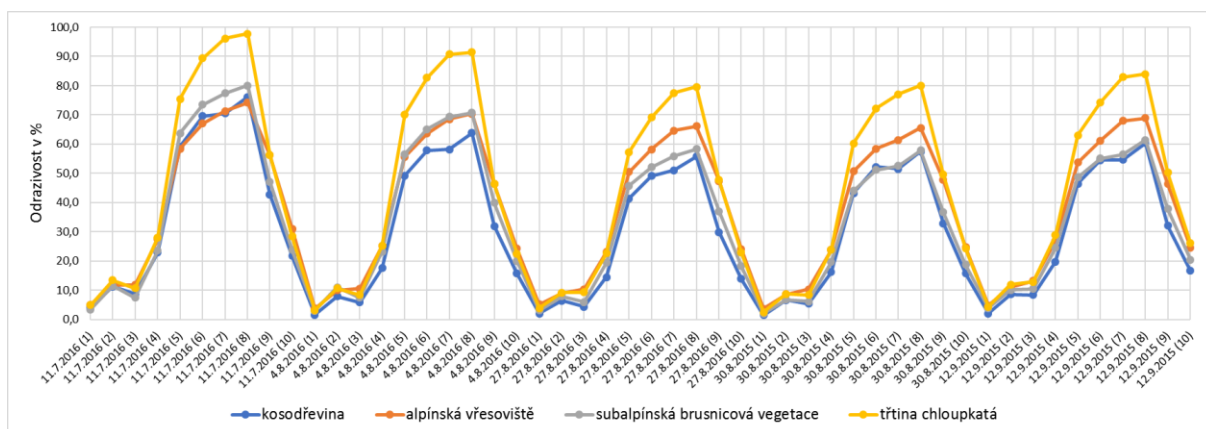
5 Výsledky

5.1 Analýza spektrálních příznaků sledovaných kategorií

Křivky průměrné odrazivosti po atmosférické korekci, které jsou zobrazeny na Obr. 11 a Obr. 12, odpovídají spektrálnímu chování vegetace. Ta je charakteristická nízkou odrazivostí ve viditelné části spektra, která narůstá na vlnových délkách kolem 700-800 μm . Nejvyšší odrazivost vegetace vykazuje v infračervené části spektra. Na vlnových délkách 1600-2200 μm , v oblasti vodní absorpce, potom opět dochází k jejímu snížení. Kosodřevina, jako jediný zástupce jehličnaté vegetace, svou relativně nízkou odrazivostí dokazuje, že třídy s listnatou složkou obecně vykazují vyšší odrazivost. Všechny vybrané třídy si jsou tvarem křivky velmi podobné. Pásmo 1 (Blue) v rozsahu vlnových délek 0,4575-0,5225 μm je vzhledem k téměř nulovým hodnotám odrazivosti pro odlišení vegetace téměř nepoužitelné.



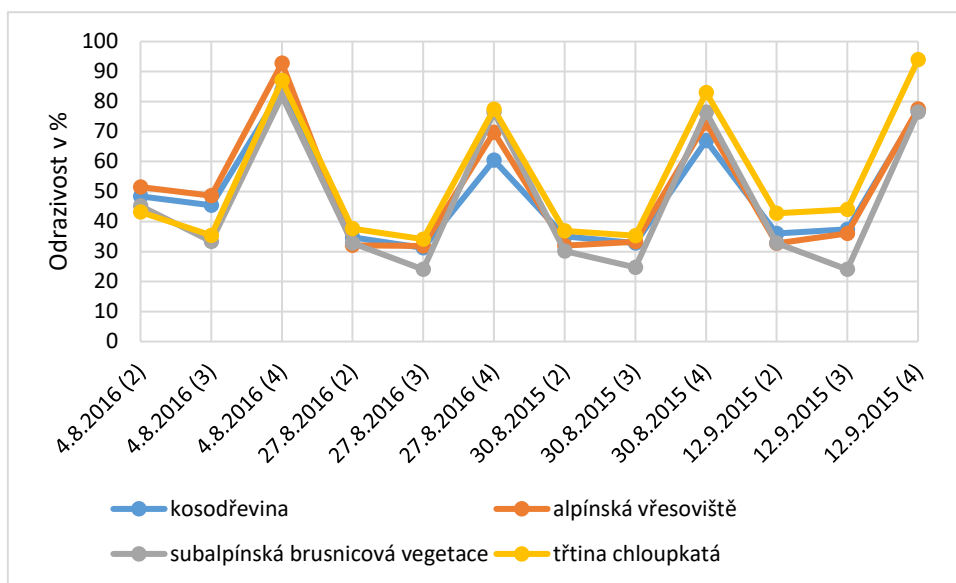
Obr. 11: Průměrná odrazivost trénovacích ploch po korekci Sen2Cor v jednotlivých termínech (bez 11.7.2016).



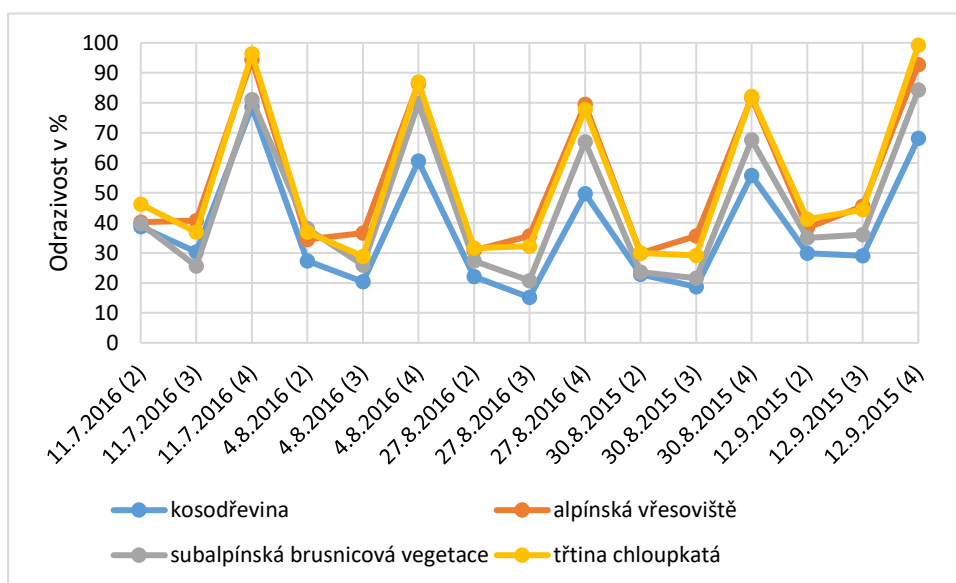
Obr. 12: Průměrná odrazivost trénovacích ploch po korekci Sen2Cor v jednotlivých termínech (včetně 11.7.2016)

Poznámka: v závorkách jsou uvedena čísla pásem (viz Tab. 2)

V pásmu Green (2) a Red (3) jsou mezi kategoriemi viditelné pouze mírné rozdíly, hodnoty odrazivosti v září pak více rostou v oblasti červeného záření se senescencí vegetace. Nejvýraznější změna je v pásmu Red (3) zaznamenána u třtiny, což může značit barevné změny listů (Obr. 13 a Obr. 14). V oblasti pásma 9 a 10 jsou hodnoty opět velmi podobné, je však možné pozorovat mírný nárůst odrazivosti v září u třtiny chloupkaté, což by mohlo značit proces usychání rostliny.



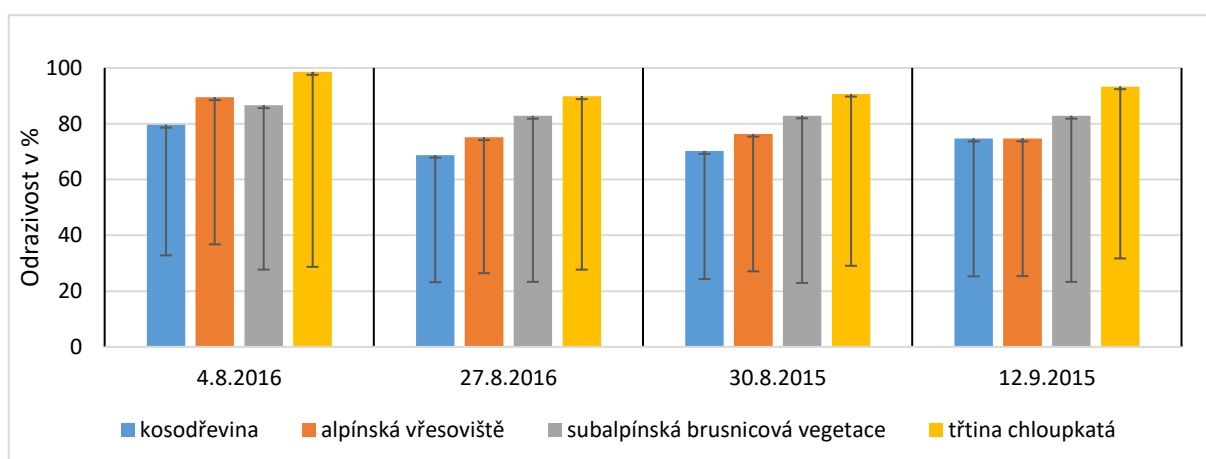
Obr. 13: Průměrná odrazivost trénovacích ploch po korekci Sen2Cor v pásmech 2,3,4 v jednotlivých termínech (bez 11.7.2016)



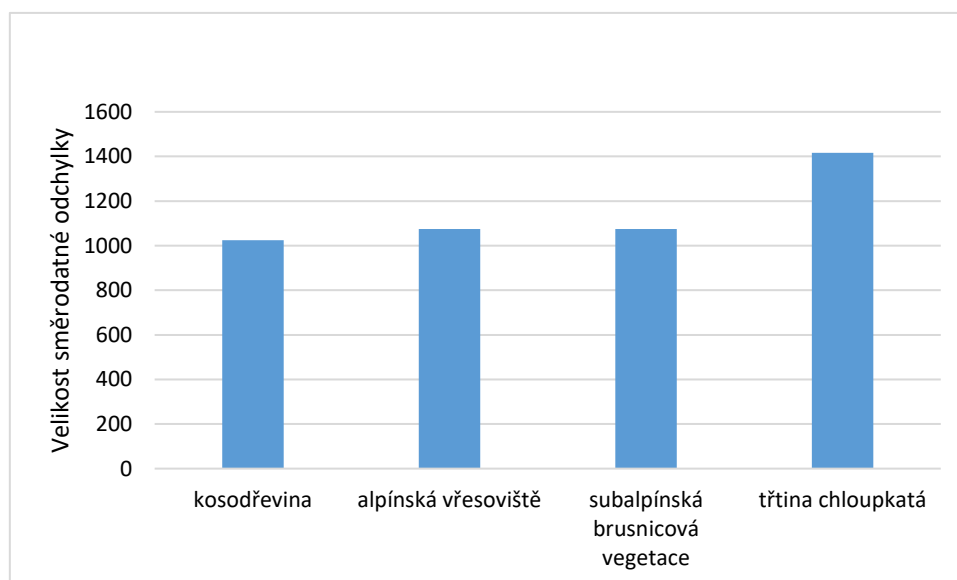
Obr. 14: Průměrná odrazivost trénovacích ploch po korekci Sen2Cor v pásmech 2,3,4 v jednotlivých termínech (včetně 11.7.2016)

Poznámka: v závorkách jsou uvedena čísla pásem (viz Tab. 2)

Jako nejlépe rozpoznatelná se jeví kategorie třtina chloupkatá, která se vyznačuje nejvyšší průměrnou odrazivostí i nejvyšší směrodatnou odchylkou průměrné odrazivosti v rámci sledovaných termínů (viz Obr. 15 a Tab. 6). Její maximální odrazivost je zaznamenána v červenci, kdy jsou její listy výrazně zelené, dále odrazivost klesá, což souvisí s barevným přechodem do červené barvy. K ještě lepšímu odlišení této kategorie by pravděpodobně přispělo více červnových a červencových snímků. Obr. 16 ukazuje, že nejmenší celková směrodatná odchylka (1025) v případě kosodřeviny naopak poukazuje na malé sezónní změny této kategorie. Protože se jedná o jehličnatou dřevinu, vyznačuje se nejnižší průměrnou hodnotou odrazivosti.



Obr. 15: Směrodatné odchylky průměrných hodnot odrazivosti trénovacích ploch pro jednotlivé termíny z korigovaných dat pro všechna pásma

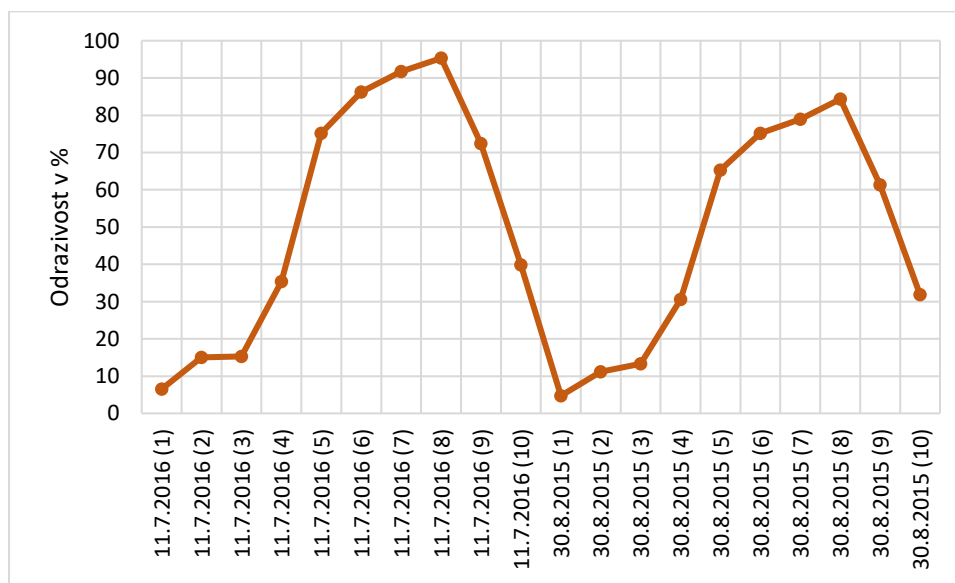


Obr. 16: Celkové směrodatné odchylky průměrných hodnot odrazivosti trénovacích ploch pro všechna pásma z korigovaných dat

	kosodřevina	alpínská vřesoviště	subalpínská brusnicová vegetace	třtina chloupkatá
4.8.2016	936,4	1053,3	1178,7	1397,9
27.8.2016	911,5	974,3	1189,7	1243,0
30.8.2015	918,6	985,1	1199,0	1232,3
12.9.2015	987,6	986,6	1189,7	1232,3

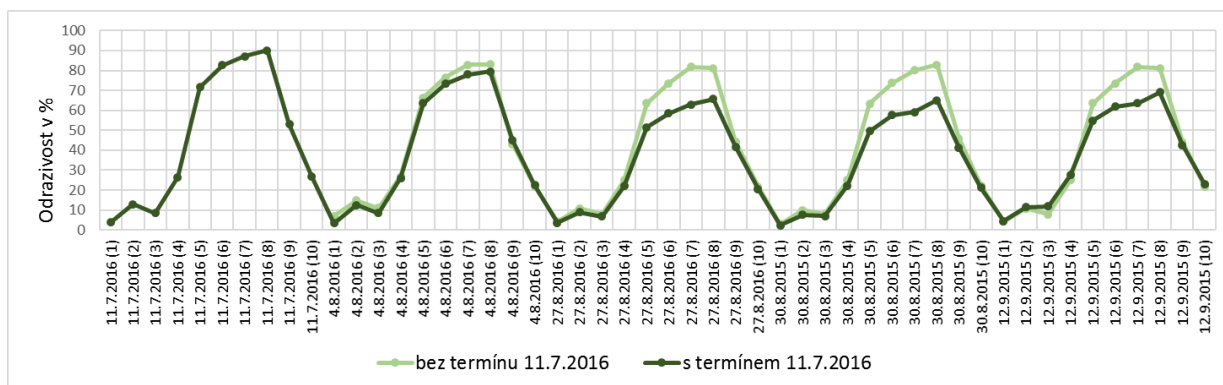
Tab. 6: Hodnoty směrodatných odchylek pro atmosféricky korigovaná data

Vřes své spektrální chování v analyzovaných termínech téměř nemění. Jak lze pozorovat na Obr. 17, viditelnější rozdíl je zaznamenán pouze při porovnání termínů 11.7. a 30.8., kdy v důsledku barevné změny (zelená v červenci, růžová v srpnu) mírně mění svou spektrální charakteristiku. Vzhledem k této výrazné vizuální odlišnosti byl ale očekáván výrazně zřetelnější rozdíl. Vřes se nejvíce mísí s kategorií brusnice a jako nejvhodnější pro odlišení těchto kategorií bylo vyhodnoceno pásmo 7 z termínu 30.8.



Obr. 17: Změna průměrné hodnoty odrazivosti kategorie alpínská vřesoviště v červenci a srpnu

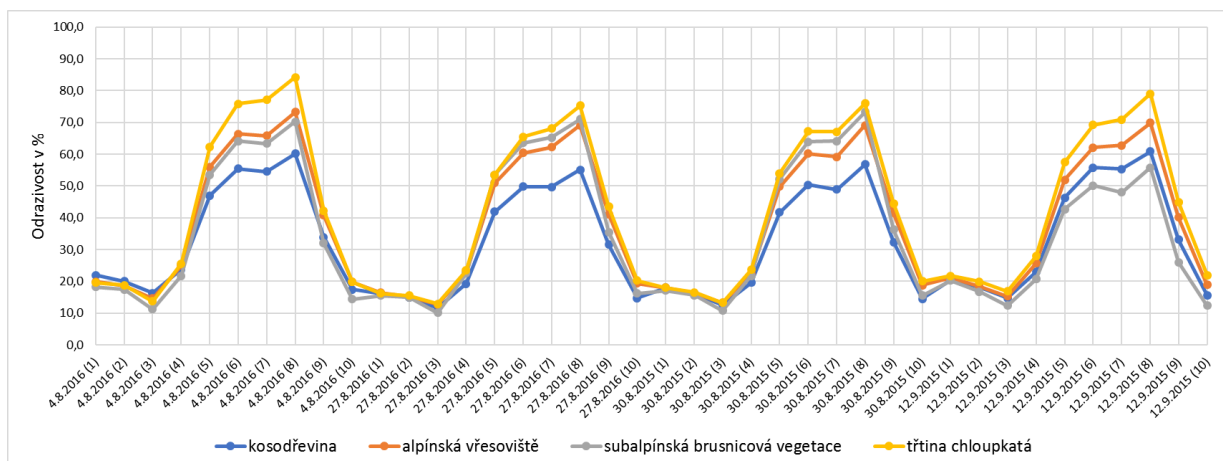
Brusnice má nejvyšší odrazivost v červenci a tato hodnota dále klesá. V případě grafu s červencovým termínem se mísí s kosodřevinou. Pro odlišení je nejvhodnější pásmo 7 z termínu 4.8. Tento výsledek je ale pravděpodobně způsoben nereprezentativním výběrem trénovací plochy, protože v případě grafu bez termínu 11.7.2016 je spektrální chování výrazně odlišné (Obr. 18).



Obr. 18: Změna průměrné hodnoty odrazivosti kategorie brusnice pro rozdílné trénovací plochy (bez termínu 11.7. a včetně termínu 11.7.)

Jako nejlepší pro rozeznání jednotlivých kategorií bylo vyhodnoceno pásmo 7 (blízké infračervené) v rozmezí vlnových délek 0,78-0,89 μm .

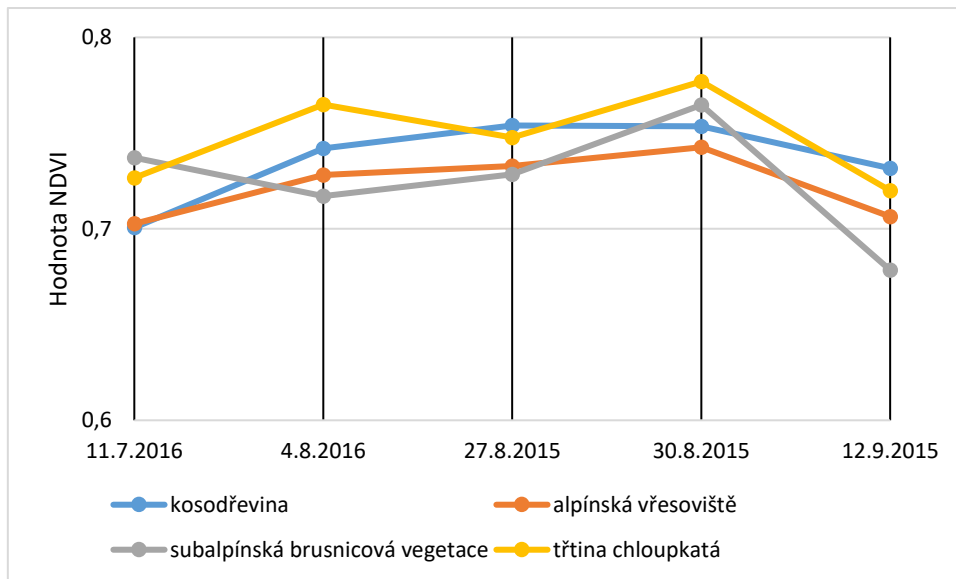
Nekorigovaná data se ve srovnání s korigovanými vyznačují výrazně vyšší odrazivostí v pásmech viditelného záření vlnových délek 0,45-0,68 μm , který je zapříčiněn efektem atmosférického rozptylu. Tuto tendenci lze sledovat na Obr. 19.



Obr. 19: Průměrná odrazivost trénovacích ploch před atmosférickou korekcí pro trénovací plochy bez termínu 11.7.2016

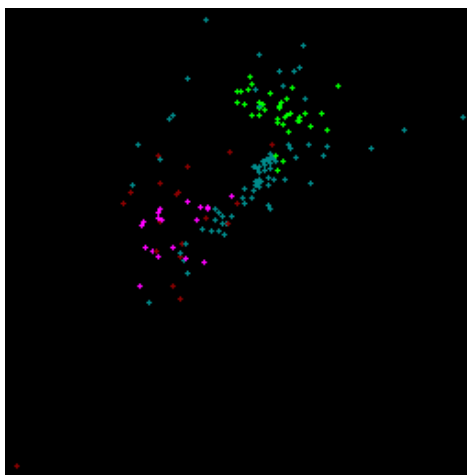
5.1.1 NDVI

Sledované kategorie je možno nejlépe rozlišit pomocí NDVI v termínu 4.8.2016 a 12.9.2015. Nejvyšší průměrná hodnota NDVI je dosažena 30.8. a nejnižší 12.9. (viz Obr. 20).



Obr. 20: Průměrné hodnoty NDVI

Z příznakového prostoru na Obr. 21 je zřejmé, že všechny kategorie se vyznačují vyšší odrazivostí v pásmu NIR než v RED. Nejvyšší odrazivost je sledována u třtiny (světle zelená barva), nejnižší naopak u kosodřeviny (růžová). Nejednotné rozmístění pixelů brusnicové vegetace (červená) značí špatnou odlišitelnost této kategorie.



Obr. 21: Zobrazení trénovacích ploch v příznakovém prostoru v pásmu 3 (Red) na ose x a pásmu 7 (NIR) na ose y v termínu 12.9.

Poznámka: vegetační kategorie odpovídají následujícím barvám: kosodřevina - růžová, subalpínská brusnicová vegetace - červená, alpínská vřesoviště - tmavě zelená, třtina chloupkatá - světle zelená

5.2 Hodnocení přesnosti klasifikace

Přesnost klasifikace byla vypočítána na základě validačních dat pomocí funkce *Confusion Matrix Using Ground Truth ROIs* v Envi 5.3. Vygenerována byla chybová matice (Příloha 1 a Příloha 2) a z ní vypočítána celková přesnost, kappa koeficient, zpracovatelská a uživatelská přesnost.

Z Tab. 7 vyplývá, že nejlepší celkové přesnosti klasifikace (53,4 %, kappa koeficient = 0,47) bylo dosaženo pro soubor multitemporálních dat pro 6 PCA pásem (korigovaných). Přesnost byla v tomto případě o více, než 2% vyšší, než v případě klasifikace snímku z jednoho termínu (12.9.2015). Rozdíl tedy není zásadní. Přesnosti různě předzpracovaných dat jsou dosti podobné. Hodnota přesnosti se výrazně nezměnila ani v případě klasifikace multitemporálního souboru 6 PCA pásem atmosféricky nekorigovaných.

		Celková přesnost (%)	Kappa koeficient
multitemporální soubor	PCA - 6 pásem (korigovaná)	53,4	0,5
	PCA - 7 pásem (korigovaná)	51,8	0,4
	PCA - 8 pásem (korigovaná)	51,6	0,4
	PCA - 6 pásem (nekorigovaná)	53,2	0,5
12.9.2015	10 pásem (korigovaná)	51,2	0,4

Tab. 7: Přesnosti klasifikace MLC pro různě předzpracovaná data

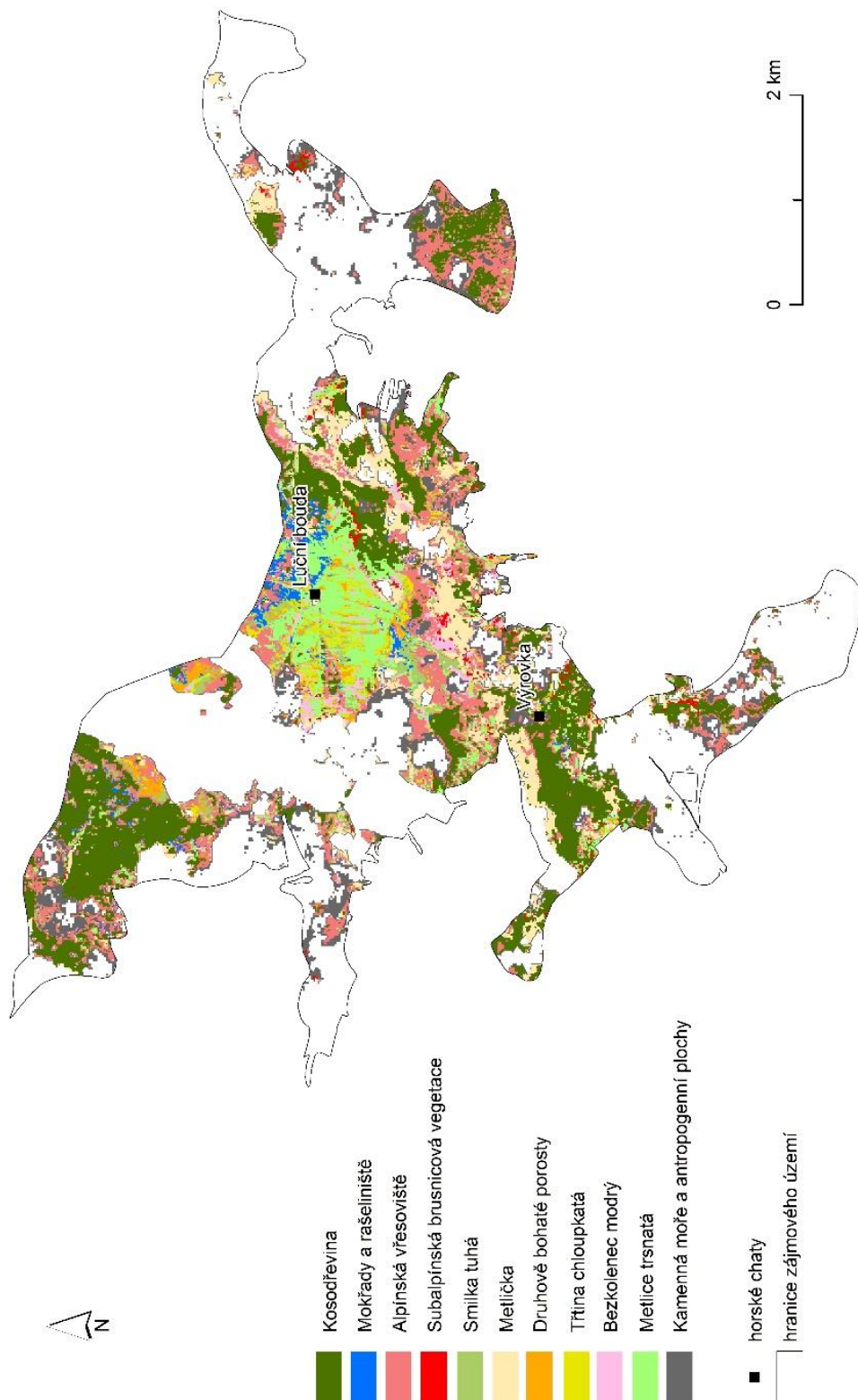
Pokud se týká jednotlivých kategorií, v případě multitemporálního souboru dat bylo nejlépe klasifikovány třídy kosodřevina a kamenná moře. Jedná se o kategorie, které je možné spolehlivě vizuálně interpretovat z ortofota. Kosodřevina dosáhla zpracovatelské přesnosti 84,9 % a uživatelské 81,5 % a nejčastěji byla chybně klasifikována jako alpská vřesoviště a brusnicová vegetace. Tato tendence je zřetelná z grafu průměrných odrazivostí (viz kapitola 4.3). V případě kamenných moří pak zpracovatelská přesnost dosáhla 87,7 %, uživatelská 89,7 %. Nejčastěji docházelo k záměně s kategorií vřesu. To lze vysvětlit jeho častým výskytem na kamenitých půdách a skalnatých svazích (viz kapitola 3). Největší problém s přesností je naopak v případě subalpínské brusnicové vegetace, která byla nejčastěji klasifikována jako bezkolnec modrý. Podle předpokladu také velmi často dochází k záměně jednotlivých druhů travních kategorií (zapojené alpské trávníky a subalpínské vysokostébelné trávníky, konkrétně pro kategorie smilka tuhá, metlička, druhově bohaté porosty s vysokým zastoupením dvouděložných, třtina chloupkatá a bezkolnec modrý). Pouze kategorie metlice trsnatá byla klasifikována s větší přesností, která se v obou případech blíží hranici 60 %. V rámci těchto tříd bylo nejmenší přesnosti dosaženo pro kategorie třtina chloupkatá, bezkolnec modrý a druhově bohaté porosty. Třtina chloupkatá byla nejčastěji klasifikována jako smilka tuhá, bezkolnec

modrý jako třtina chloupkatá a druhově bohaté porosty jako smilka tuhá a metlice trsnatá. Co se týče klasifikované rozlohy, nejvíce je nadhodnocena kategorie metlička a alpská vřesoviště, k výraznému podhodnocení naopak došlo u mokřadů a rašelinišť a smilky tuhé.

V případě klasifikace dat termínu 12.9.2015 lze nejvyšší přesnost klasifikace sledovat u stejných kategorií, jako v případě klasifikace multitemporálního souboru dat (kosodřevina a kamenná pole). Nejhorší přesnost byla dosažena pro kategorie druhově bohaté porosty s vysokým zastoupením dvouděložných, bezkolence modrý a alpská vřesoviště (viz Tab. 8). Tyto kategorie jsou zaměňovány s kosodřevinou v případě druhově bohatých porostů, smilkou tuhou u bezkolence modrého. Jako mokřady a rašeliniště je často klasifikován vřes. Nejvíce byla rozlohou nadhodnocena kategorie metlička a třtina chloupkatá, k podhodnocení došlo u kamenných moří a alpských vřesovišť.

Jak je zřejmé z Obr. 22 a Obr. 23, největší rozdíl v rozloze jednotlivých kategorií při porovnání obou klasifikací je zaznamenána u alpských vřesovišť, která jsou v případě klasifikace multitemporálního souboru výrazně rozsáhlejší. U kategorií smilka tuhá a metlička je naopak větší rozloha zjištěna pro termín 12.9.2015.

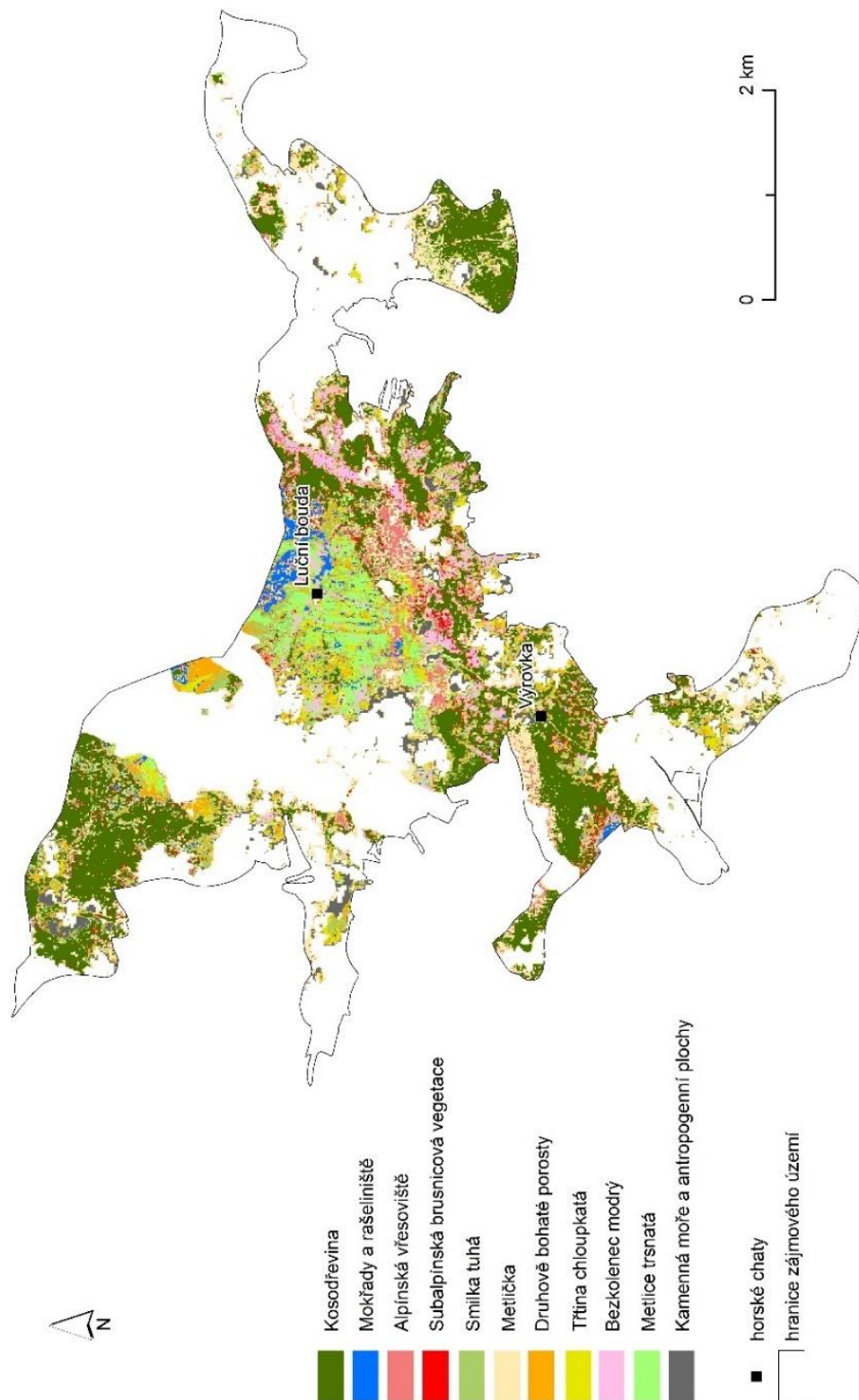
KLASIFIKACE VEGETACE VE VÝCHODNÍ ČÁSTI KRKONOŠSKÉ TUNDRY PRO MULTITEMPORÁLNÍ SOUBOR DAT



Markéta ROUBALOVÁ
Jílové u Prahy, 2017

Obr. 22: Výsledek klasifikace MLC pro multitemporální soubor dat

**KLASIFIKACE VEGETACE VE VÝCHODNÍ ČÁSTI KRKONOŠSKÉ TUNDRY
PRO TERMÍN 12.9.2015**



Markéta ROUBALOVÁ
Jílové u Prahy, 2017

Obr. 23: Výsledek klasifikace MLC pro termín 12.9.2015

	multitemporální soubor		12.9.2015	
	zpracovatelská přesnost (%)	uživatelská přesnost (%)	zpracovatelská přesnost (%)	uživatelská přesnost (%)
1	84,93	81,48	81,75	81,58
2	22,30	66,67	11,97	20,00
4	44,00	24,72	7,54	21,43
5	0,00	0,00	0,00	0,00
6a	9,83	40,63	31,97	45,45
6b	43,23	17,31	55,78	12,07
6c	13,08	17,65	16,63	4,55
7a	14,00	16,13	34,42	30,19
7b	11,01	18,18	14,75	16,00
7c	57,11	59,12	30,93	59,46
10	87,69	89,71	90,55	87,41
celková přesnost (%)	53,39		51,20	
kappa koeficient	0,47		0,44	

Tab. 8: Porovnání výsledků MLC klasifikace multitemporálního souboru dat (PCA - 6 pásem) a termínu 12.9.2015 (10 pásem)

Poznámka: (1) kosodřevina, (2) mokřady a rašeliniště, (4) alpská vřesoviště, (5) subalpínská brusnicová vegetace, (6a) smilka tuhá, (6b) metlička, (6c) druhově bohaté porosty s vysokým zastoupením dvouděložných, (7a) třtina chloupkatá, (7b) bezkolenec modrý, (7c) metlice trsnatá, (10) kamenná moře a antropogenní plochy

6 Diskuze

Jak se dalo očekávat, byly s největší přesností klasifikovány třídy, které jsou vizuálně rozpoznatelné z ortofota (kosodřevina a kamenná moře). Tyto kategorie mají specifickou spektrální charakteristiku a k záměně s jinou kategorií dochází v menší míře.

Cílem práce bylo zjistit, zda multitemporální soubor dat Sentinel-2 přinese lepší výsledky klasifikace vegetace v krkonošské tundře ve srovnání s daty z jednoho termínu. Vycházeli jsme z předpokladu, že vzhledem ke změnám spektrálního projevu sledovaných vegetačních kategorií v průběhu vegetační sezóny by multitemporální přístup mohl pomoci k lepšímu odlišení těchto kategorií (lepší přesnosti klasifikace). Celková přesnost klasifikace byla skutečně lepší v případě multitemporálního přístupu, i když ne významně (o 2%). Pokud se týká jednotlivých kategorií, v porovnání s klasifikací termínu 12.9.2015 bylo multitemporálním přístupem vyšší zpracovatelské i uživatelské přesnosti dosaženo pro kategorie mokřady a rašeliniště a alpská vřesoviště. Jak je zřejmé z Tab. 8, kategorie kosodřevina a metlice trsnatá zaznamenala vyšší pouze zpracovatelskou přesnost, v případě uživatelské přesnosti to platí pro metličku, druhově bohaté porosty s vysokým zastoupením dvouděložných, bezkoleneček modrý a kamenná moře a antropogenní plochy. Subalpínskou brusnicovou vegetaci se nepodařilo rozlišit ani v jenom případě, pro obě klasifikace byla hodnota její přesnosti nulová.

V porovnání s řízenou klasifikací metodou NN, kterou bylo v práci Kupková et al. (2017) dosaženo nejlepších výsledků, byly vybrané kategorie klasifikovány s nižší přesností. V rámci celé klasifikační legendy vykázala lepší uživatelskou přesnost pouze kategorie metlice trsnatá, zpracovatelskou potom alpská vřesoviště (viz Tab. 9). Rozdíl ale může být do značné míry dán použitou metodou klasifikace.

	Multitemporální soubor (MLC)		30.8.2015 (NN)	
	zpracovatelská přesnost (%)	uživatelská přesnost (%)	zpracovatelská přesnost (%)	uživatelská přesnost (%)
1	84,9	81,5	100,0	88,5
2	22,3	66,7	56,8	91,3
4	44,0	24,7	37,8	42,5
5	0,0	0,0	65,4	46,0
6a	9,8	40,6	46,0	54,2
6b	43,2	17,3	-	-
6c	13,1	17,6	50,0	35,3
7a	14,0	16,1	31,8	43,8
7b	11,0	18,2	15,0	60,0
7c	57,1	59,1	57,5	26,4
10	87,7	89,7	92,7	95,0

Tab. 9: Porovnání výsledků MLC klasifikace multitemporálního souboru dat (PCA - 6 pásem) a NN klasifikace termínu 30.8.2015 (zpracováno dle Kupková et al., 2017)

Poznámka: (1) kosodřevina, (2) mokřady a rašeliniště, (4) alpská vřesoviště, (5) subalpínská brusnicová vegetace, (6a) smilka tuhá, (6b) metlička, (6c) druhově bohaté porosty s vysokým zastoupením dvouděložných, (7a) třtina chloupkatá, (7b) bezkoleneček modrý, (7c) metlice trsnatá, (10) kamenná moře a antropogenní plochy

Porovnáváme-li multitemporální soubor dat a snímek z 12.9.2015, byla z multitemporálních dat špatně klasifikována třtina chloupkatá, která v kapitole 5.1 vykazovala v rámci vybraných kategorií nejvíce specifické chování. V případě klasifikační legendy je ale zaměňována s kategoriemi dalších travin, které součástí spektrální analýzy nebyly. Tento výsledek může být do značné míry dán tím, že nebyla dostupná bezoblačná data pro jednotlivé termíny. Musela být vytvořena maska a v důsledku byla odmaskována značná část trénovacích ploch z terénu. To je možné považovat za zásadní pro výsledek klasifikace a nelze tedy říci, že by multitemporální přístup nemohl lepší výsledky přinést v případě série více bezoblačných snímků. Porovnání výsledků s Kupková et al. navíc není vzhledem k odlišnému území klasifikace, jiným trénovacím plochám a mírně odlišné legendě zcela relevantní. Vzhledem k omezenému počtu ploch a velikosti území tedy nebylo možné do detailní legendy zařadit všechny kategorie hodnocené v porovnávané klasifikaci (smrk, subalpínské vysokobylinné trávníky).

Ke zlepšení přesnosti klasifikace by zásadně mohlo pomoci více bezoblačných snímků především z období června a července. Ty by jednak umožnily klasifikovat východní tundru ve větším nebo i celém rozsahu za použití většího počtu trénovacích ploch/pixelů, za druhé by se na snímcích ze zmiňovaného období mohlo více projevit sezónní chování vegetace (viz kapitola 5.1).

Přestože oblačnost ze všech termínů odmaskována byla, na některých snímcích lze v malé míře přesto sledovat její částečný výskyt. Nelze proto vyloučit možné ovlivnění odrazivosti některých ploch. Tyto nedostatky by sice bylo možné odstranit například zvektorizováním inkriminovaného území a jeho následným začleněním do masky oblačnosti, ale vzhledem k tak již velmi malé rozloze území se tato možnost nezdála jako vhodná.

Větší rozloha by umožnila i vhodnější poměr rozdělení trénovacích a validačních dat. Kvůli jejich malému množství byly plochy rozděleny v poměru 1:1. Vhodnější by však bylo rozdělení v poměru 2:3. Právě nedostatečné množství ploch lze v případě popisované klasifikace považovat za jeden z důvodů nízké přesnosti. To by vysvětlovalo například extrémní nepřesnost hodnocení alpské brusnicové vegetace, u které nic nenasvědčuje tomu, že by měla být špatně rozlišitelná, což dokládá i klasifikační přesnost v Kupková et al. (2017). Tam zpracovatelská přesnost dosáhla 65 %. Záměnu s bezkolencem modrým lze, více než spektrální podobnosti těchto kategorií, přikládat spíše nevhodnému rozmístění trénovacích a validačních ploch. Obecně lze i v této práci potvrdit, že kategorie s nejmenším počtem ploch vykazují nejnižší přesnost klasifikace. Vzhledem k tomu, že trénovací polygony byly nasbírány v průběhu roku 2015 a 2016, což se shoduje s termínem pořízení snímků, chyby z důvodu například změny rozlohy dané kategorie jsou velmi nepravděpodobné.

Všechny zmíněné nedostatky pramení z omezené dostupnosti vhodných snímků, které slouží jako vstup do klasifikace. Proto lze předpokládat, že větší potenciál využití multitemporálního přístupu můžeme očekávat spíše na území, kde není tak častý výskyt oblačnosti, jako tomu je v případě horských oblastí. Podle ČHMÚ (2017) bylo pro oblast Pec pod Sněžkou v roce 2015 od června do září zaznamenáno 14 jasných dní, v roce 2016 potom 15 dní. V kombinaci s desetidenní periodou snímání Sentinel-2A tak šance zachycení území bez oblačnosti nebyla dosud příliš vysoká. Značné zlepšení by ale mohlo přinést využití dat z družice Sentinel-2B, které sníží časové rozlišení tandemu Sentinel-2A/B se stejnými parametry senzorů na 5 dní.

7 Závěr

Cílem práce bylo zjistit, zda multitemporální přístup aplikovaný na multispektrálních datech Sentinel-2A může pomoci zpřesnit klasifikaci vybraných kategorií vegetačního pokryvu ve východní části krkonošské tundry.

Pro analýzu mohlo být využito v podstatě pouze čtyř snímků a to pouze z měsíců srpen a září. Navíc tyto snímky byly značně redukovány v důsledku oblačnosti. Z června a července nebyla prakticky dostupná žádná použitelná data. Omezené datové zdroje značně negativně ovlivnily výstup práce a dá se předpokládat, že kompletní časová řada (alespoň po cca 3 týdnech v období červen – září) bez oblačnosti by přinesla zásadně odlišné, lepší klasifikační výsledky.

Z výsledků analýzy spektrálních příznaků sledovaných kategorií (kleč kosodřevina, subalpínská brusnicová vegetace, alpínská vřesoviště a třtina chloupkatá) vyplynulo, že pro odlišení spektrálních příznaků v datech Sentinel-2 se jako nejvhodnější jeví pásmo 7 (blízké infračervené) v rozmezí vlnových délek 0,78-0,89 μm . V rámci sledovaných druhů se jako spektrálně dobře odlišitelná jevila třtina chloupkatá, což se nepotvrdilo ve výstupech klasifikace. Pokud se týká jednotlivých termínů v rámci sezóny, lze říci, že skutečně dochází k určité variabilitě v tom, který termín je vhodný pro odlišení jednotlivých druhů na základě spektrálních příznaků. Jako důležité se ale jeví právě období července, pro něž byla data prakticky nedostupná.

Jako nejlepší pro vstup do klasifikace multitemporálního souboru dat se ukázala data předzpracovaná metodou hlavních komponent se vstupem 6 pásem. Využitím klasifikátoru maximální pravděpodobnosti bylo zjištěno, že přesnost klasifikace je v případě užití multitemporálního přístupu podobná jako v případě hodnocení jedné scény. Celková přesnost dosáhla 53,4 %, pro termín 12.9. to bylo 51,2 %. Nejlepší výsledky vykázaly v obou případech kategorie kosodřevina a kamenná moře. V případě multitemporálního souboru byla nejhůře klasifikována subalpínská brusnicová vegetace, třtina chloupkatá, bezkoleneček modrý a kategorie druhově bohatých porostů. Dvě z těchto kategorií byly vzhledem k předchozím neuspokojivým výsledkům výzkumů hlavním předmětem zájmu, ale ani využitím multitemporálního přístupu se je z výše uvedených důvodů špatné dostupnosti dat v našem případě nepodařilo klasifikovat s větší přesností. Dílčím úspěchem je, že vyšší zpracovatelské i uživatelské přesnosti bylo multitemporálním přístupem dosaženo pro kategorii mokřady a rašeliniště a zejména pro kategorii alpínská vřesoviště, která byla jednou z kategorií sledovaných v této práci.

Přesnosti klasifikací pro atmosféricky korigovaná data se od přesností získaných pro nekorigovaná data významně neliší. Jako vhodné se ukázalo užití algoritmu Sen2Cor jak k atmosférické korekci, tak i k účelům odmaskování oblačnosti.

Výsledky byly také porovnány s výstupy Kupková et al. (2017), kde bylo z dat Sentinel-2A pro termín 30.8.2015 nejvyšší přesnosti (58,27 %) dosaženo algoritmem Neutral Network, pro Maximum Likelihood však pouze 53,64 %. V této práci byl tedy pro multitemporální soubor dat dosažen prakticky stejný výsledek. V případě multitemporálního přístupu byly ale i kategorie, které lepšího výsledku dosáhly (viz Tab. 9). To platí pro zpracovatelskou přesnosti kategorie vřes (44 % oproti 37,8 %) a uživatelskou přesnost metlice trsnaté (59,1 % oproti 26,4 %).

Za hlavní úskalí celé klasifikace lze označit omezenou dostupnost vhodných snímků. Takových, které by splňovaly všechna potřebná kritéria, tedy minimální výskyt oblačnosti a jejich pořízení ve vhodné roční době. Proto lze větší potenciál využití multitemporálního přístupu očekávat na území, kde není tak častý výskyt oblačnosti, jako v horských oblastech. Velkou nadějí ale (snad i pro horské oblasti) přináší lepší časové rozlišení dat systému Sentinel po vypuštění družice Sentinel-2B. Časové rozlišení 5 dní dává šanci i v těchto oblastech na nasnímání časové řady dat, která by zahrnovala zásadní (a zároveň bezoblačné) termíny postihující jednotlivé fenologické fáze vegetace důležité pro lepší rozlišení analyzovaných druhů. Bude tedy dobré se k tématu vrátit a další závěry učinit v době, kdy budou tato data dostupná.

Použitá literatura

ABHISHEK, B. (2012): *Seminar on a review of change detection techniques* [online]. Indian institute of technology Roorkee. Dostupné z: https://www.slideshare.net/abhishek_bhatt/a-review-of-change-detection-techniques.

APLIN, P. (2009): *Change detection* [online]. The University of Nottingham. Dostupné z: <http://slideplayer.com/slide/6217278/>.

ARCDATA PRAHA, s. r. o. (2017): *ENVI Atmospheric Correction Module* [online]. [cit. 2017-04-30]. Dostupné z: http://download.arcddata.cz/doc/popis_sw/ENVI/ENVI_AtmosphericCorrection_mail.pdf

BAŠTA, J., ŠTRUSA, J. (2013): *50 let Krkonošského národního parku*. Správa Krkonošského národního parku, Vrchlabí, 175 str.

BLASCHKE, T. (2010): *Object based image analysis for remote sensing*. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 65, č. 1, s. 2–16.

CAMPBELL, J. B., WYNNE, R. H. (2011): *Introduction to remote sensing, 5th edition*, The Guildford press. 2011, ISBN 978-1-60918-176-5

COPERNICUS (2016): *Some Experience Using SEN2COR* [online]. [cit. 2017-05-01]. Dostupné z: http://presentations.copernicus.org/EGU2016-15868_presentation.pdf

DENG, J. S., et al. (2008): *PCA-based land-use change detection and analysis using multitemporal and multisensor satellite data*. International Journal of Remote Sensing, 29, 4823-4838.

DVOŘÁK J., ŠTURSA, J. (2009): *Atlas krkonošských rostlin*. Karmalášek, 328 str., ISBN 987870101-06-3

ČERVENÁ, L. (2012): *Klasifikace vegetačního pokryvu z dat DPZ pro účely vyhodnocení rizika nákazy klíšťovou encefalitidou*. Diplomová práce. Katedra aplikované geoinformatiky a kartografie PŘF, Univerzita Karlova v Praze, 78 s.

DOBROVOLNÝ, P. (1998): *Dálkový průzkum Země: digitální zpracování obrazu*. Brno: Masarykova univerzita, 208 s.

DRUSCH, M...[et al.] (2012): *Sentinel-2: ESA's optical high-resolution mission for GMES operational services*. Remote Sensing of Environment, 120, s. 25–36. DOI:10.1016/j.rse.2011.11.026

EUROPEAN SPACE AGENCY (2015). *SENTINEL-2 User Handbook*. Dostupné také z: https://earth.esa.int/documents/247904/685211/Sentinel-2_User_Handbook.

ESA (2017a): *Sen2Cor* [online]. [cit. 2017-04-30]. Dostupné z: <http://step.esa.int/main/third-party-plugins-2/sen2cor/>

ESA (2017b): *Sentinel 2* [online]. [cit. 2017-04-30]. Dostupné z: http://www.esa.int/Our_Activities/Observing_the_Earth/Copernicus/Sentinel-2/Downloads

GIDUDU, A., HULLEY, G., MARWALA, T. (2007): *Classification of Images Using Support Vector Machines*. Department of Electrical and Information Engineering, University of the Witwatersrand, Johannesburg. 6 s. Dostupné z: <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/0709/0709.3967.pdf>

- GISAT (2017): *Sentinel 2-A* [online]. [cit. 2017-03-26]. Dostupné z: <http://www.gisat.cz/content/cz/dpz/prehled-druzicovych-systemu/satelite/sentinel-2-a>
- GÓMEZ, C., WHITE C., WULDER M. (2016). *Optical remotely sensed time series data for land cover classification: A review*. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens. 116, s. 55–72. Dostupné z: <http://dx.doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.03.008>
- HARRIS GEOSPATIAL SOLUTIONS (2017): *QUAC Background (Using ENVI)* [online]. [cit. 2017-04-30]. Dostupné z: <https://www.harrisgeospatial.com/docs/backgroundquac.html>
- HUSSAIN, M., CHEN, D., CHENG, A., WEI, H., STANLEY, D. (2013). *Change detection from remotely sensed images: from pixel-based to object-based approaches*. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens. 80, str. 91–106. Dostupné z : <http://dx.doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2013.03.006>
- JAMALI, S. (2015): *Detecting changes in vegetation trends using time series segmentation*. Remote Sensing of Environment 156, str. 182-195. DOI <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2014.09.010>
- JONES, H. G., VAUGHAN, R. A. (2010): *Remote sensing of vegetation: Principles, techniques and applications*. Dostupné z: <https://books.google.cz/books>
- KAPLAN, Z. (2012): *Flora nad phytogeography of the Czech republic*. Preslia, 84, č. 3, str. 505-572.
- KOČÍ, M. (2010a): Kosodřevina. In: *Katalog biotopů České republiky*. Ed. 2, Agentura ochrany přírody a krajiny ČR, Praha, s. 158–159.
- KOČÍ, M. (2010b): Subalpínská vysokobylinná vegetace. In: *Katalog biotopů České republiky*. Ed. 2, Agentura ochrany přírody a krajiny ČR, Praha, s. 145–151.
- KOLÁŘ, J.; HALOUNOVÁ, L.; PAVELKA, K. (1997): *Dálkový průzkum Země 10*. 1. vyd. Praha: Vydavatelství ČVUT. 1997, 164 s. ISBN: 80-01-01567-X.
- KRAHULEC, F. a KOČÍ, M. (2010): Alpínská a subalpínská keříčková vegetace. In: *Katalog biotopů České republiky*. Ed. 2, Agentura ochrany přírody a krajiny ČR, Praha, s. 138–141.
- KRNAP (200-?): *Krkonošská arko-alpínská tundra* [online]. [cit. 2017-04-09]. Dostupné z: <http://www.krnapp.cz/krkonoska-arkto-alpinska-tundra/>
- KRÁL, K. (2009): *Classification of Current Vegetation Cover and Alpine Treeline Ecotone in the Praděd Reserve (Czech Republic), Using Remote Sensing*. Mountain Research and Development, 29, č. 2, s. 177–183.
- KUPKOVÁ, L....[et al.] (2017): *Classification of Tundra Vegetation in the Krkonoše Mts. National Park Using APEX, AISA Dual and Sentinel-2A Data*. European Journal of Remote Sensing 50, s. 29-46. Dostupné z: <http://dx.doi.org/10.1080/22797254.2017.1274573>
- LYON, J. G...[et al.] (1998): *A change detection experiment using vegetation indices*. Photogrammetric engineering and remote sensing 64, s. 143-150.
- MANJULA, K.R., JYOTHI, S., VARMA, A.K. (2013): *Data Preprocessing in Multi-Temporal Remote Sensing Data for Deforestation Analysis*. Global Journal of Computer Science and Technology Software & Data Engineering 13, s. 19-25.

MUSILOVÁ, R. (2012): *Využití dat DPZ pro hodnocení aktuálního stavu a vývoje smrkových porostů v Krkonoších*. Diplomová práce. Katedra aplikované geoinformatiky a kartografie PŘF, Univerzita Karlova v Praze, 100 s.

MÜLLEROVÁ, J. (2005): *Use of digital aerial photography for sub-alpine vegetation mapping: A case study from the Krkonoše Mts., Czech Republic*. *Plant Ecology*, 175, č. 2, s. 259–272.

MYINT, S. W. ...[et al.] (2011): *Per-pixel vs. object-based classification of urban land cover extraction using highspatial resolution imagery*. *Remote Sensing of Environment* 115, 1145–1161. Dostupné z: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2010.12.017>

NORDBERG, M.L, EVERTSON J. (2005): *Vegetation index differencing and linear regression for change detection on a Swedish mountain range using Landsat TM1 and ETM imagery*. *Land degradation and development* 16, s. 139-149.

RADOUX, J. et al (2016): *Sentinel-2's Potential for Sub-Pixel Landscape Feature Detection*. *Remote sensing* 8, 2-28.

SINGH, A. (1989): *Review Article Digital change detection techniques using remotely-sensed data*. *International Journal of Remote Sensing* 10, 989-1003, DOI:10.1080/01431168908903939

SOHL, T. L. (1999): *Change analysis in the United Arab Emirates: an investigation of techniques*. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 65, s. 475-484.

SONG C. ...[et al.] (2001): *Classification and Change Detection Using Landsat TM Data*. *Remote Sensing of Environment*. 75, s. 230-244. DOI: [http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257\(00\)00169-3](http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257(00)00169-3)

SOUKUPOVÁ, L. et al. (1995): *Arctic-alpine tundra in the Krkonoše, the Sudetes*. *Opera corcontica*, 32, s. 5–88.

SUCHÁ R., JAKEŠOVÁ L., KUPKOVÁ L., ČERVENÁ L. (2016): *Classification of vegetation above the tree line in the Krkonoše Mts. National Park using remote sensing multispectral data*. *AUC GEOGRAPHICA*, 51(1): 113–129. DOI: <http://dx.doi.org/10.14712/23361980.2016.10>.

ŠTURSA, J. (2013): *Arktoalpínská tundra Krkonoš*. *Živa*, č. 4, s. 171-174.

PETROPOULOS, G. P., ARVANITIS, K., SIGRIMIS, N. (2012): *Hyperion hyperspectral imagery analysis combined with machine learning classifiers for land use/cover mapping*. *Expert Systems with Applications*, 39, 3800–3809. doi:10.1016/j.eswa.2011.09.083

Portál ČHMÚ (2017): *Historická data* [online]. [cit. 2017-05-01]. Dostupné z: <http://portal.chmi.cz/historicka-data/pocasi/mesicni-data#>

PYŠEK P. (1993): *What do we know about Calamagrostis villosa? - A review of the species behaviour in secondary habitats*. *Preslia* 65, s. 1-20.

RANDUŠKA, D. et al. (1983): *Barevný atlas rostlin*. *Obzor*, Bratislava, 640 s.

SCENERIE (2008): *Kosodřevina pod Sněžkou* [online]. [cit. 2017-05-02]. Dostupné z: <http://www.scenerie.cz/foto/kosodrevina-pod-snezkou/id/3507>

- TERRY L. (1999): *Change analysis in the United Arab Emirates: an investigation of techniques*. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 65, s. 475-484.
- TEWKESBURY, P. A. (2015): *A critical synthesis of remotely sensed optical image change detection techniques*. Remote sensing of environment, 160, 1-14.
- VANĚK, J., MATERNA, J., FLOUSEK, J (2013): Jedinečný výskyt reliktních a severských rostlin a živočichů v Krkonoších. Živa, 5, s. 175-179.
- VAPNIK, V. N. (1998): *Statistical learning theory*. New York: Wiley. ISBN 0-471-03003-1
- WEIGH, C. R., ROGGAN, D.N. (2010). *Object-based classification vs. Pixel-based classification: comparative importance of multi-resolution imagery*. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens, 38, s. 1-6.
- Weismiller, R. A....[et al.] (1977): *Change detection in coastal zone environments*. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 43.
- ZHU, G. a BLUMBERG, D. G. (2002): Classification using ASTER data and SVM algorithms: The case study of Beer Sheva, Israel. *Remote sensing of Environment*, 80, č. 2, s. 233–240.

Seznam příloh

Příloha 1: Chybová matice klasifikace MLC pro multitemporální soubor dat.....	52
Příloha 2: Chybová matice klasifikace MLC pro termín 12.9.2015.....	52

	1	2	4	5	6a	6b	6c	7a	7b	7c	10	Total
1	66	0	5	6	0	0	0	0	0	4	0	81
2	0	12	2	0	2	0	0	0	1	1	0	18
4	15	18	22	1	11	9	2	1	2	7	1	89
5	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	5
6a	0	3	3	0	13	2	0	7	3	1	0	32
6b	3	1	12	4	12	9	5	0	4	0	2	52
6c	0	0	1	1	4	0	3	1	0	4	3	17
7a	0	3	1	0	17	0	0	5	3	0	2	31
7b	0	0	4	0	2	0	4	5	4	3	0	22
7c	3	1	1	0	16	4	1	15	15	81	0	137
10	0	1	7	0	0	2	0	0	4	0	122	136
Total	87	39	58	12	77	26	15	34	41	101	130	620

Příloha 1: Chybová matice klasifikace MLC pro multitemporální soubor dat

	1	2	4	5	6a	6b	6c	7a	7b	7c	10	Total
1	62	0	4	0	3	0	0	0	4	3	0	76
2	0	5	3	1	5	0	0	4	0	7	0	25
4	5	16	15	3	1	9	0	0	9	8	3	69
5	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	2
6a	0	0	4	0	25	0	3	4	1	17	0	54
6b	6	13	9	4	8	7	0	1	4	5	3	60
6c	12	0	1	1	3	2	1	0	0	0	0	20
7a	2	5	3	0	1	1	0	16	11	7	6	52
7b	0	0	10	1	12	3	6	4	8	9	0	53
7c	0	0	0	2	19	3	0	5	1	44	0	74
10	0	0	7	0	0	1	5	0	3	1	118	135
Total	87	39	58	12	77	26	15	34	41	101	130	620

Příloha 2: Chybová matice klasifikace MLC pro termín 12.9.2015