**Možnosti využití družicových radarových dat v rostlinné výrobě.**

**Prof.Dr.Ing, František Kumhála**

K celosvětově nejpěstovanějším kulturním plodinám s hospodářským významem patří pšenice ozimá (*Triticum aestivum*) a řepka olejka (*Brassica napus subsp. napus*). Například podle údajů FAO - Organizace pro výživu a zemědělství Spojených národů (2020) vzrostla celosvětová produkce pšenice mezi roky 2018/2019 a 2019/2020 z 731,1 milionů tun na 762,2 milionů tun, z čehož pro potravinářské účely se jednalo o nárůst z 514,9 mil. tun na 521,1 mil tun. V případě řepky olejky jsou předními světovými výrobci především EU a Kanada, ale stále významnější roli začíná hrát i Čína, Ukrajina nebo Austrálie. V podmínkách ČR se sice plocha pěstování pšenice v posledních letech snižuje asi o 3 % ročně, ovšem na druhé straně plocha pěstování řepky olejky stoupá meziročně o asi 5 % (ČSÚ, 2019).

Již v roce 2013 upozornil Atzberger na velký význam dálkového průzkumu Země pro zemědělský sektor, přičemž především vyzdvihl vzrůstající zájem o využívání satelitních snímků.

Česká Republika je členem Evropské kosmické agentury (ESA, 2020) a družice programu Copernicus přelétají nad naším územím poměrně často. Satelity mise Sentinel-1, které jsou vybaveny radarem se syntetickou aperturou (SAR), přelétají nad naším územím s frekvencí přeletů 6 dnů (ESA Sentinel Online, 2020a) a družice mise Sentinel-2, které poskytují data ve viditelném, blízkém infračerveném (NIR) a krátkovlnném infračerveném (SWIR) spektru přelétají nad našim územím každých 5 dnů nebo dokonce častěji (ESA Sentinel Online, 2020b). Potenciál využití satelitních snímků pro účely managementu rostlinné výroby je tak značný, navíc tyto snímky jsou zatím k dispozici zdarma. Whitcraft et al. (2015) zdůraznili, že pro potřeby zemědělského využití je třeba určitě více než jeden snímek během vegetační sezóny s tím, že většina aplikací vyžaduje snímkování porostů po dvou či jednom týdnu, případně častější. Je to především z důvodu poskytnutí včasného varování v případě nepříznivého vývoje porostu, a to z jakýchkoliv důvodů.

Primárním zdrojem informací pro „provozní“ monitorování vegetace jsou tzv. vegetační indexy, odvozené z multispektrálních satelitních dat (Kim, Y-H. et al., 2014). Normalizovaný diferenční vegetační index (NDVI), zavedený Rosem et al. již v roce 1974 je asi nejpoužívanějším z nich (Gao, 1996). NDVI je v podstatě indikátorem zeleně vegetace. Také ostatní autoři, jako např. Gao, 1996; Gitelson, 2004; Mróz and Sobieraj, 2004; Béqué et al., 2008; Bhandari et al., 2012; Kim et al., 2012; Atzberger, 2013; Jamali et al., 2015; Badr et al., 2015 a další, řadí NDVI k nejpopulárnějším vegetačním indexům vůbec.

Výnos zemědělských plodin je ovlivněn mnoha faktory, které mohou být časově nezávislé nebo jsou proměnné v čase neboli sezónní. Mezi časové nezávislé faktory náleží např. topografie pozemku, typ a druh půdy a hloubka ornice. Mezi proměnné čili sezónní faktory ovlivňující růst a vývoj plodin pak patří například počasí, především teplota vzduchu a distribuce srážek, přítomnost chorob a plevelů, a v současné době tolik diskutované klimatické změny projevující se suchem či nadprůměrnými srážkovými událostmi, nebo i distribuce vláhy pomocí zavlažovacích zařízení (Bégue et al., 2008). Tyto časově nezávislé a časově proměnné faktory se mohou vzájemně prolínat. Výsledkem této interakce je pak zpravidla složitý komplex časoprostorových vztahů popisujících vitalitu rostlin (Machado et al., 2002).

Potřeba včasného a přesného snímání polních plodin a zachycení jejich variability vedlo ke zvýšenému využívání technologií dálkového a proximálního snímání malých i velkých zemědělských pozemků (Cambell a Wynne, 2011; Chlingaryan, A., et al. 2018). Tato snímací technika umožňuje získávání spektrálních, prostorových i časových informací o objektech pomocí přístrojů připevněných na přípojných zemědělských strojích, letadlech, bezpilotních prostředcích, družicích a ručních radiometrech (Chlingaryan, A., et al. 2018). Dálkové snímání prostřednictvím družicových či leteckých snímků umožňuje přesnou detekci zaplevelených míst a generování přesných map pro řízenou aplikaci herbicidů (Lamb a Brown, 2001). Termální snímání má pak potenciál identifikovat prostorové rozdíly v obsahu vody v porostu (Tilling et al., 2006), což umožňuje efektivní distribuci vody při umělém zavlažování. V současnosti je tato distanční technika snímání využívána pro monitoring různých plodin, jako je např. pšenice (Gontia a Tiwari, 2008), kukuřice (Taghvaeian et al., 2012), sady (Bellvert et al., 2016) a vinice (Gutiérrez et al., 2018). Současně s technikou pro dálkové snímání bylo vyvinuto mnoho pozemních platforem, které umožňují např. mapování vlastností půdy (Barnes et al., 2003), odhadování evapotranspirace a stresu ze sucha (Maes a Steppe, 2012), mapování plevelů (Sui et al., 2008) a hodnocení stavu vody a dusíku v rostlinách (El-Shikha et al., 2007; Govender et al., 2009).

Dálkové snímání využívající viditelnou a blízkou infračervenou část elektromagnetického spektra (VIS-NIR) bylo použito k odvození mnoha spektrálních indexů vhodných pro odhad různých vegetačních či růstových vlastností. Existuje mnoho studií na odhad množství chlorofylu a dalších fotosyntetických / fotoprotektivních pigmentů a odhadu velikosti plochy listů (LAI) (Barati et al. 2011; Gao, 1996; Haboudane et al. 2004; Huete, 1988; Qi et al., 1994; Sims a Gamon, 2002; Viña et al., 2011; Zarco-Tejada et al., 2012). Xue a Su (2017) si dali za úkol přezkoumat a vyzkoušet v případových studiích více než 100 indexů vegetace a dát je do kontextu s použitelností, reprezentativností, prostředím a přesností implementace. Došli k závěru, že pro aplikace v reálném světě vyžaduje použití všech existujících vegetačních indexů pečlivé zvážení silných a slabých stránek těchto indexů a specifického prostředí, ve kterém budou následně použity. Vegetační indexy se často používají pro zjištění výnosového potenciálu či přímo předpovědi výnosu, jak popisují ve svých studiích např. Panda et al. (2010) či Jaafar a Ahmad (2015).

Velmi užitečné je využití historických snímků (Pinter et al. 2003). Tyto snímky nám dávají představu o distribuci výnosotvorných faktorů v čase a lze je kombinovat s agronomickými a klimatickými údaji pro mapování např. oblastí náchylných k vodnímu stresu, nedostatku živin nebo detekci míst napadených škůdci. Studie založené na využívání historických snímků jsou obecně založeny na faktu, že prostorová variabilita výnosu plodin je ovlivněna prostorovou variabilitou půdy, a to ve stejném měřítku (Bodeyll a McBratney, 2002). Počet po sobě jdoucích historických snímků požadovaných k odvození přijatelné mapy vystihující výnosový potenciál pozemku se však liší v závislosti na studii, od doporučených pěti let (Bodeyll a McBratney, 2002) po dlouhodobější databázi pro jednotlivé plodiny či alespoň stejné čeledi rostlin při zohlednění proměnlivých podmínek prostředí (Lamb et al. 1997; Schepers et al., 2004). Mapy variability porostu v průběhu několika sezón jsou schopné poskytnout informace o místně specifických podmínkách pro danou lokalitu. Sledují se trvalé faktory (zejména klimatické a půdní vlastnosti) a proměnné faktory. Proměnné faktory ovlivňující produktivitu pozemku se dají ovlivnit vhodnými agrotechnickými zásahy. Jedná se především o zásobenost živinami, problémy se škůdci nebo jednotnost zavlažování. Aplikační dávky agrotechnických zásahů (dávky osiva a množství vody či dodaných živin) lze tedy na základě map přizpůsobit skutečné poptávce, která je paradigmatem precizního zemědělství (Campos et al. 2019). Možnými alternativami pro mapování variability plodin jsou modely růstu plodin, mapy elektrické vodivosti, výnosové mapy a mapy odvozené z polních měření diagnostickými přístroji využívající elektromagnetické spektrum (Sandras et al., 2015).

Během sezóny se obecně studuje dynamika spektrálních indexů sledovaných plodin, aby se určilo nejlepší období k vymezení produkčních zón (Zarco-Tejada et al., 2005; Yang a Everitt, 2002), což je však nedostatečné ke sledování diagnózy např. poškození porostu vnějšími vlivy.

Ačkoli se např. analýza pomocí NDVI osvědčila při monitorování a charakterizaci reakce krajinného pokryvu na různé jevy s řadou časových měřítek, jako jsou náhlé přírodní nebo antropogenní události (Verbesselt et al., 2010), sezónní variabilita rostlinné fenologie způsobená změnami teplotních a srážkových režimů (Heumann et al., 2007) a postupné meziroční změny klimatu (Jacquin et al., 2010), má tento index také několik omezení.

Jedním z těchto omezení je saturace tohoto indexu v případě, že vegetace je hodně hustá (Jackson et al., 2004; Chen et al., 2005) a druhé důležité omezení se týká atmosférických podmínek při vlastním snímkování. Mraky nebo mlha významně ovlivňují dostupnost optických dat z dálkového průzkumu, ze kterých se pak index NDVI počítá (Kaufman, 1987; Koppe et al., 2013, Waldner et al., 2013; Whitcraft et al., 2015; Huang et al., 2015; Lussem et al., 2016; He et al., 2018). Whitcraft et al. (2015) uvedli, že průměrná pravděpodobnost bezoblačného nebe nad Evropou se pohybuje od 0,2 do 0,4 (20 až 40 %) s tím, že negativní vliv oblačnosti v lokálních oblastech je dobře známý. V podmínkách České Republiky byla omezení způsobená častou oblačností zmíněna mezi jinými Domínguezem et al. (2015).

Naproti tomu Kim et al. (2012) upozornili, že dálkový průzkum v mikrovlnném spektru záření má velký potenciál doplnit tradiční metody dálkového průzkumu v případě sledování růstu kulturních plodin a jeho hlavní výhodou je, že radarové paprsky pronikají mraky či mlhou a požadovaná data lze získat prakticky bez omezení v každé denní či noční době, při zatažené obloze či přízemních mlhách. Tuto myšlenku podpořili i další autoři, jako např. Malenovský et al. (2012), Fieuzal et al. (2013) nebo Jin et al. (2015). Jiao et al. (2014) pak uvedli, že data získaná z dálkového průzkumu za použití radarové techniky se syntetickou aperturou jsou klíčová právě pro ty zemědělské zásahy, které je třeba udělat co nejrychleji. Je to právě z toho důvodu, že aktivní mikrovlnné senzory, jako je právě SAR, mohou tato data získávat bez ohledu na oblačnost.

Radarový vegetační index (RVI) byl navržen jako další metoda pro sledování úrovně vegetačního růstu. RVI se získává výpočtem z ko-polarizovaných a křížově polarizovaných zpětných rozptylových signálů (Kim a van Zyl, 2004; 2009).

Podobně jako NDVI, také RVI se obecně pohybuje mezi hodnotami 0 a 1 a je v podstatě měřítkem náhodnosti rozptylu. RVI je téměř nulový pro hladké holé povrchy a jeho hodnota se zvyšuje s růstem vegetace (Kim, Y. et al., 2014).

Podle zjištění autorů Koppeho et al. (2013) je intenzita zpětně dopadající energie rozptýlené vegetací v mikrovlnné oblasti elektromagnetického spektra funkcí architektury porostu (velikost, tvar a orientace jednotlivých složek porostu, jako jsou např. stonky, listy, klasy atd., a jeho dielektrických vlastností), a je také funkcí samotné konfigurace senzoru (frekvence, polarizace, úhel dopadu). Jiao et al. (2014) následně doplnili, že mikrovlnné záření reaguje na strukturu vegetace (tedy její fenologii), a toto je klíčový faktor, který ovlivňuje intenzitu všech zachycených signálů zpětného rozptylu radaru. Pokud se sleduje změna radarové odezvy v čase, lze sledovat změny ve fenologii porostu a na základě toho následně odhadnout vlastní fenologickou fázi vývoje sledované plodiny. Sánchez et al. (2016) analyzovali citlivost radarových pozorování na vývoj sledovaných plodin a ty jejich měnící se parametry, které většinou ovlivňují radarový signál. Sledovanými plodinami byly ječmen, pšenice, žito a pastviny. Ve svých experimentech zjistili, že nejlepší výsledky vycházely z poměrů koeficientů zpětného rozptylu (porovnání polarizací signálu HV/VV a HH/VV). Autoři došli k závěru, že některé důležité parametry, jako např. množství biomasy nebo výška vegetace, vykazovaly nejlepší korelaci s více radarovými proměnnými. Znamená to, že jak množství vegetace, tak její výšku lze z radarových dat určovat.

Pokusy o využití mikrovlnných dat k získání různých informací o půdě byly v posledních dvou desetiletích také poměrně časté. Ulaby et al. (1996) se zabývali radarovým mapováním povrchové vlhkosti půdy; Wigneron et al. (1998) zkoumali možnosti použití pasivního mikrovlnného dálkového průzkumu Země ke sledování vlhkosti půdy. Podobnými problémy se ale zabývalo také mnoho dalších studií, např. G. Srivastava et al. (2006); Kim a van Zyl (2009); Kornelsen a Coulibaly (2013); Ouellette et al. (2017) a další.

Dalším široce diskutovaným tématem je odhad obsahu vegetační vody (VWC-vegetation water content), např. Taconet et al. (1994); Romshoo et al. (2012); Kim et al. (2012); Rowlandson a Berg, (2015); Huang et al. (2016); Sánchez et al. (2016); Steele Dunne et al. (2017); Kim et al. (2018) atd.

Satelitní mikrovlnné dálkový průzkum Země se také používá pro účely klasifikace plodin (např. Waldner et al., 2013; Kim al., 2014; Lussem et al., 2016; Navarro et al., 2016; Steele Dunne et al., 2017 atd.) či identifikace rašelinišť (Novresiandi a Nagasawa, 2017).

S ohledem na přímé potřeby zemědělské výroby bylo zkoumáno využití radarových dat při monitorování různých dalších ze zemědělského hlediska důležitých plodin během vegetace.

Jednou z nejdůležitějších plodin s celosvětovým významem pro výživu obyvatelstva je bezesporu rýže. Již v roce 2011 Oh et al. publikovali svůj článek zaměřený na měření, modelování a analýzu polarimetrických koeficientů zpětného rozptylu zaplavených rýžových polí v pásmech L a C. Kromě toho byly publikovány další články týkající se monitorování rýže (jako jedné z nejdůležitějších zemědělských plodin) radarem, např. Kim et al. (2012), Koppe et al. (2012), Inoue et al. (2014), Yamada (2015), Zhang et al. (2017), He et al. (2018).

Kim et al. (2013) použili pozemního radarového čidla za účelem sledování růstu sóji (jako další globálně významné plodiny). Autoři dospěli k závěru, že pásmo L s polarizací HH je nejvhodnější pro sledování indexu listové plochy (LAI-leaf area index) a obsahu vegetační vody. Autoři uvedli, že jimi získané znalosti jsou užitečné pro pochopení rozptylového chování různých frekvencí radarového signálu pro zemědělské účely a jsou rovněž přínosem pro další vývoj metod zjišťování stavu porostů a vlhkosti půdy z dat, která jsou a budou k dispozici ze satelitních misí vybavených radarovými senzory.

Kumar et al. (2013) publikovali studii, ve které porovnávali radarový vegetační index získaný z údajů satelitní mise Radarsat 2 jako alternativu k NDVI indexu odvozeného z údajů MODIS pro účely monitorování růstu sóji a bavlny. Autoři dospěli k závěru, že radarový vegetační index lze poměrně snadno použít ke sledování plodin po celou sezónu, protože na rozdíl od NDVI na něj nemá nasycení žádný účinek. Na druhou stranu nahrazení NDVI indexem RVI není úplně jednoduché, protože RVI není schopen zachytit zeleň rostlin.

Fieuzal et al. (2013) v poslední době také během vegetačního období sledovali pšenici a řepku, jako dvě ozimé plodiny s celosvětovým významem. K hodnocení vývoje obou plodin použili synchronních optických a radarových satelitních dat. Autoři zjistili silnou komplementaritu mezi optickými a radarovými daty během celého cyklu vývoje obou plodin, ale také identifikovali rozdíly v chování obou plodin při radarovém monitoringu. Nejvhodnější výsledky pro řepku byly získány při jejím monitoringu v pásmu C. Na druhou stranu, u pšenice bylo podobné chování pozorováno v pásmech X a C, kdy se parametry vývoje plodiny zdály být přesněji odhadnuty spíš radarovým zářením s kratší vlnovou délkou (pásmo X).

Následně se Kim et al. (2014) pokusili získat parametry odhadu vývoje a růstu porostů pšenice pomocí radarových vegetačních indexů. Výsledkem jejich výzkumu bylo, že přesné informace o obsahu vegetační vody v pšenici (informace o obsahu vegetační vody a biomase jsou cenné při komplexním hodnocení vývoje plodin a odhadu jejich výnosu) lze získat pomocí pásma L radarového vegetačního indexu.

Ve stejném roce pak Jiao et al. (2014) zjistili, že intenzita zpětného rozptylu (HV) a entropie (H) ukazují jasnou korelaci mezi polarimetrií a fenologickými fázemi vývoje porostu řepky olejky.

V případě ozimé pšenice Jin et al. (2015) zjistili, že existuje silný vztah mezi indexem listové plochy, biomasou a radarovými polarimetrickými parametry. LAI lze tedy odhadnout s jejich použitím.

Sánchez et al. (2016) se pokusili zjistit, které radarové proměnné dostupné z mise Radarsat-2 byly nejcitlivější na vývoj porostů pšenice, ječmene, žita a na vývoj pastvin, a definovat, kterým parametrem sledované plodiny byl radarový signál ovlivněn nejvíce. Nejvýznamnější výsledky poskytly poměry koeficientů zpětného rozptylu HV/VV a HH/VV, dále pak koherence mezi bipólovými kanály a mezi prvními dvěma Pauliho kanály a dále dominantní úhel alfa. Proměnnou, která nejlépe korelovala s radarovými daty byla biomasa, následovaná výškou porostu.

Abdikan et al. (2018) se pokusili použít radarová data Sentinel 1 ke sledování růstu plodin kukuřice. Analyzovali korelaci mezi výškou rostlin kukuřice a hodnotami zpětného rozptylu. Vysoká korelace byla zjištěna během raných stádií vývoje kukuřice, zatímco nižší byla indikována v pozdních stádiích. Autoři došli k závěru, že radarová data pásma C, získaná v po sobě jdoucích časových intervalech, lze použít k popisu průběhu růstu kukuřice.

Jak je z tohoto literárního přehledu patrné, hodnocení vývoje kulturních plodin prostřednictvím radarových dat může významně doplnit pozorování získaná v optické části spektra. Toto zjištění je pro podmínky České republiky, které se vyznačují častou oblačností, v kontextu schopnosti radarových dat právě pronikat touto oblačností, velice zajímavé. Navíc, podobně jako snímky v optickém spektru z mise Sentinel 2, jsou i snímky ze senzoru SAR mise Sentinel 1 k dispozici zcela zdarma. Z výše uvedeného tedy docela jasně vyplývá, že využitelnost právě radarových dat pro potřeby managementu rostlinné výroby by docela jednoznačně měla být předmětem současného zemědělského výzkumu.

**Seznam použité literatury**

1. Abdikan, S.; Sekertekin, A.; Ustunern, M.; Balik Sanli, F.; Nasirzadehdizaji, R. (2018). Backscatter analysis using multi-temporal Sentinel 1 SAR data for crop growth of maize in Konya Basin, Turkey. In The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Volume XLII-3, Proceedings of the ISPRS TC III Mid-term Symposium "Developments, Technologies and Applications in Remote Sensing", Beijing, China, 7-10 May 2018; 9-13.
2. Atzberger, C. (2013). Advances in Remote Sensing of Agriculture: Context Description, Existing Operational Monitoring Systems and Major Information Needs. Remote Sens., 5, 949-981.
3. Badr, G.; Hoogenboom, G.; Davenport, J.; Smithyman J. (2015). Estimating growing season length using vegetation indices based on remote sensing: a case study for vineyards in Washington State. Trans ASABE, 58, 551-564.
4. Barati, S., Rayegani, B., Saati, M., Sharifi, A., & Nasri, M. (2011). Comparison the accuracies of different spectral indices for estimation of vegetation cover fraction in sparse vegetated areas. Egypt. J. Remote Sens. Space Sci. 14, 49–56.
5. Barnes, E.M., Sudduth, K.A., Hummel, J.W., Lesch, S.M., Corwin, D.L., Yang, C., Daughtry, C.S.T., & Bausch, W.C. (2003). Remote- and ground-based sensor techniques to map soil properties. Photogramm. Eng. Remote Sens. 6, 619–630.
6. Bégué, A.; Todoroff, P.; Pater, J. (2008). Multi-time scale analysis of sugarcane within-field variability: improved crop diagnosis using satellite time series? Precis Agric, 9, 161-171.
7. Bellvert, J., Marsal, J., Girona, J., Gonzalez-Dugo, V., Fereres, E., Ustin, S., & Zarco-Tejada, P. (2016). Airborne thermal imagery to detect the seasonal evolution of crop water status in peach, nectarine and saturn peach orchards. Remote Sens. 8, 39.
8. Boydell, B., & Mc Bratney, A. B. (2002). Identifying potential within-field management zones from cottonyield estimates. Precision Agriculture, 3, 9–23.
9. Bhandaria, A. K.; Kumara, A.; Singhb, G. K. (2012). Feature Extraction using Normalized Difference Vegetation Index (NDVI): a Case Study of Jabalpur City. Proc. Technol. 2012, 6, 612–621.
10. Campbell, J.B., & Wynne, R.H. (2011). Introduction to Remote Sensing. fifth ed. Guildford Press.
11. Campos, I., González-Gómez, L., Villodre, J., Calera, M., Campoy, J., Jiménez, N., Plaza, C., Sánchez-Prieto, S., & Calera, A. (2019). Mapping within‑field variability in wheat yield and biomass using remote sensing vegetation indices. Precision Agriculture, 20, 214-236.
12. Charbonneau, F.; Trudel, M.; and Fernandes, R. (2005). Use of Dual Polarization and Multi-Incidence SAR for soil permeability mapping. In: Advanced Synthetic Aperture Radar (ASAR), St-Hubert, Canada.
13. Chen, D.; Huang, J.; Jackson, T. J. (2005). Vegetation water content estimation for corn and soybeans using spectral indices derived from MODIS near- and short-wave infrared bands. Remote Sens. Environ., 98, 225-236.
14. Chlingaryan, A., Sukkarieh, S., & Whelan, B. (2018). Machine learning approaches for crop yield prediction and nitrogen status estimation in precision agriculture: A review. Computers and Electronics in Agriculture, 151, 61-69.
15. Czech Statistical Office (2019). Available online: https://www.czso.cz/csu/czso/13-zemedelstvi-mrtn8qi7tz (accessed on 31 August 2020).
16. Domínguez, J.A.; Kumhálová, J.; Novák, P. (2015). Winter oilseed rape and winter wheat growth prediction using remote sensing methods . Plant Soil Environ., 61: 410-416.
17. Domínguez, J.A.; Kumhálová, J.; Novák, P. (2017). Assessment of the relationship between spectral indices from satellite remote sensing and winter oilseed rape yield. Agronomy Research, 15(1), 055-068.
18. El-Shikha, D.M., Waller, P., Hunsaker, D., Clarke, T., & Barnes, E. (2007). Ground-based remote sensing for assessing water and nitrogen status of broccoli. Agric. Water Manage. 92, 183–193.
19. ESA (2020). Available online: http://www.esa.int/About\_Us/Corporate\_news/ Member\_States\_Cooperating\_States (accessed on 31 August 2020).
20. ESA Sentinel Online (2020a). Available online: https://sentinel.esa.int/web/sentinel/ missions/sentinel-1/observation-scenario (accessed on 31 August 2020).
21. ESA Sentinel Online (2020b). Available online: https://sentinel.esa.int/web/sentinel/ user-guides/sentinel-2-msi/revisit-coverage (accessed on 31 August 2020).
22. FAO (2020). Food Outlook - Biannual Report on Global Food Markets: June 2020. Food Outlook, 1. Rome. https://doi.org/10.4060/ca9509en
23. Fieuzal, R.; Baup, F.; Marais-Sicre, C. (2013). Monitoring Wheat and Rapeseed by Using Synchronous Optical and Radar Satellite Data—From Temporal Signatures to Crop Parameters Estimation. Advances in Remote Sensing, 2, 162-180.
24. Filipponi, F. (2019). Sentinel-1 GRD Preprocessing Workflow. the 3rd International Electronic Conference on Remote Sensing, 22 May–5 June 2019; Available Online: https://sciforum.net/conference/ecrs-3
25. Gao, B. (1996). NDWI – A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. Remote Sens. Environ., 58, 257-266.
26. Gauthier Y.; Bernier, M.; Fortin, J.-P. (1998). Aspect and incidence angle sensitivity in ERS-1 SAR data, International Journal of Remote Sensing, 19:10, 2001-2006, DOI: 10.1080/014311698215117
27. Gitelson, A. A. (2004). Wide Dynamic Range Vegetation Index for Remote Quantification of Biophysical Characteristics of Vegetation. J. Plant Physiol., 161, 165–173.
28. Gonenc, A.; Ozerdem, M. S.; Acar, E. (2019). Comparison of NDVI and RVI Vegetation Indices Using Satellite Images. 2019 8th International Conference on Agro-Geoinformatics (Agro-Geoinformatics), Istanbul, Turkey, pp. 1-4, doi: 10.1109/Agro-Geoinformatics.2019.8820225.
29. Gontia, N.K., & Tiwari, K.N. (2008). Development of crop water stress index of wheat crop for scheduling irrigation using infrared thermometry. Agric. Water Manage. 95, 1144–1152.
30. Goodman, J.W. (1976). Some fundamental properties of speckle. Journal of the Optical Societyof America, 66, 1145 – 1150.
31. Govender, M., Dye, P.J., Weiersbye, I.M., Witkowski, E.T.F., & Ahmed, F. (2009). Review of commonly used remote sensing and ground-based technologies to measure plant water stress. Water SA 35.
32. Gutiérrez, S., Diago, M.P., Fernández-Novales, J., & Tardaguila, J. (2018). Vineyard water status assessment using on-the-go thermal imaging and machine learning. PLOS One 13, e0192037.
33. Gutman, G. (1991). Vegetation indices from AVHRR: An update and future prospects. Remote Sensing of Environment, 35, 121−136.
34. Goward, S.; Markham, B.; and Dye, D. (1991). Normalized difference vegetation index measurements from the advanced very high resolution radiometer. Remote Sensing of Environment, 35, 257−277.
35. Haboudane, D., Miller, J.R., Pattey, E., Zarco-Tejada, P.J., & Strachan, I.B. (2004). Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: Modeling and validation in the context of precision agriculture. Remote Sens. Environ. 90, 337–352.
36. He, Z.; Li, S.; Wang, Y.; Dai L.; Lin, S. (2018). Monitoring Rice Phenology Based on Backscattering Characteristics of Multi-Temporal RADARSAT-2 Datasets. Remote Sens., 10, 340.
37. Heumann, B. W.; Seaquist, J. W.; Eklundh, L.; Jonsson, P. (2007). AVHRR derived phenological change in the Sahel and Soudan Africa, 1982–2005. Remote Sens. Environ., 108, 385–392.
38. Hoblen, B.; and Fraser, R. S. (1984). Red and near-infrared response to off-nadir viewing. International Journal of Remote Sensing, 5, 145−460.
39. Huang, Y.; Walker, J.; Gao, Y.; Wu, X.; Monerris-Belda, A. (2016). Estimation of vegetation water content from the radar vegetation index at L-band. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., 54, 981 - 989.
40. Huete, A.R. (1988). A soil-adjusted vegetation index (SAVI). Remote Sens. Environ. 25, 295–309.
41. Inoue, Y.; Sakaiya, E.; Wang, C. (2014). Capability of C-band backscattering coefficients from high-resolution satellite SAR sensors to assess biophysical variables in paddy rice. Remote Sens. Environ., 140, 257-266.
42. Jaafar, H.H., & Ahmad, F.A. (2015). Crop yield prediction from remotely sensed vegetation indices and primary productivity in arid and semi-arid lands. Int. J. Remote Sens. 36, 4570–4589.
43. Jamali, S.; Jönsson, P.; Eklundha, L.; Ardö, J.; Seaquist, J. (2015). Detecting changes in vegetation trends using time series segmentation, Remote Sens. Environ., 156, 182–195.
44. Jackson, T. J.; Chen, D.; Cosh, M.; Li, F.; Anderson, M. (2004). Vegetation water content mapping using Landsat data derived normalized difference water index for corn and soybeans. Remote Sens. Environ., 92, 475-482.
45. Jacquin, A.; Sheeren, D.; Lacombe, J.-P. (2010). Vegetation cover degradation assessment in Madagascar savanna based on trend analysis of MODIS NDVI time series. Int J Appl Earth Obs Geoinf., 12S, S3–S10.
46. Jiao, X.; Kovacs, J. M.; Shang, J.; McNairn, H.; Walters, D.; Mab, B.; Geng, X. (2014). Object-oriented crop mapping and monitoring using multi-temporal polarimetric RADARSAT-2 data. ISPRS J Photogramm Remote Sens, 96, 38-46.
47. Jin, X.; Yang, G.; Xu, X.; Yang, H.; Feng, H.; Li, Z.; Shen, J.; Zhao, Ch.; and Lan, Y. (2015). Combined Multi-Temporal Optical and Radar Parameters for Estimating LAI and Biomass in Winter Wheat Using HJ and RADARSAR-2 Data. Remote Sens., 7, 13251-13272.
48. Kaufman, Y. J. (1987). The effect of subpixel clouds on remote sensing. Int J Remote Sens, 8, 839−857.
49. Kim, S-B.; Huang, H.; Liao, T-H.; Colliander, A. (2018). Estimating Vegetation Water Content and Soil Surface Roughness Using Physical Models of L-Band Radar Scattering for Soil Moisture Retrieval. Remote Sens. 2018, 10, 556.
50. Kim, Y.; Jackson, T.; Bindlish, R.; Hong, S.; Jung, G.; Lee, K. (2014). Retrieval of Wheat Growth Parameters with Radar Vegetation Indices. IEEE Geosci. Remote Sens. Lett., 11, 808-812.
51. Kim, Y.; Jackson, T.; Bindlish, R.; Lee, H.; Hong, S. (2012). Radar vegetation index for estimating the vegetation water content of rice and soybean. IEEE Geosci. Remote Sens. Lett., 9, 564-568.
52. Kim, Y.; Jackson, T.; Bindlish, R.; Lee, H.; Hong, S. (2013). Monitoring soybean growth using L, C , and X band scatterometer data. Int J Remote Sens, 34, 4069-4082.
53. Kim, Y-H.; Oh, J-H.; Kim, Y-I. (2014). Comparative Analysis of the Multispectral Vegetation Indices and the Radar Vegetation Index. Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography, 32, 607-615.
54. Kim, Y.; van Zyl, J. (2004). Vegetation effects on soil moisture estimation. In Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2004. Proceedings of the IGARSS ‘04 Conference; IEEE International, Volume 2, 800-802.
55. Kim, Y.; van Zyl, J. (2009). A time-series approach to estimate soil moisture using polarimetric radar data. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., 47, 2519-2527.
56. Koppe, W.; Gnyp, M.; Hutt, C.; Yao, Y.; Miao, Y.; Chen, X.; and Bareth, G. (2013). Rice monitoring with multitemporal and dual-polarimetric TerraSAR-X data. Int J Appl Earth Obs Geoinf., 21, 568-576.
57. Kornelsen, K. C.; Coulibaly, P. (2013). Advances in soil moisture retrieval from synthetic aperture radar and hydrological applications. J Hydrol, 476, 460–489.
58. Lamb, D.W., & Brown, R.B. (2001). PA—Precision agriculture. J. Agric. Eng. Res. 78, 117–125.
59. Lamb, J. A., Dowdy, R. H., Anderson, J. L., & Rehm, G. W. (1997). Spatial and temporal stability of corn grain yields. Journal of Production Agriculture, 10(3), 410–414.
60. Lee, J. S.; Pottier, E. (2009). Polarimetric SAR Radar Imaging: From Basic to Applications, CRC Press, Taylor and Francis Group.
61. Li, Y.; Wang, H.; Zhang, H.; Xu, F. (2016). Anisotropic analysis of polarimetric scattering and case studies with UAVSAR images, International Journal of Remote Sensing, 37:21, 5176-5195, DOI: 10.1080/01431161.2016.1230283
62. Lussem, U.; Hütt, C.; Waldhoff, G. (2016). Combined analysis of Sentinel-1 and Rapideye data for improved crop type classification: an early season approach for rapeseed and cereals. In The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Volume XLI-B8, Proceedings of XXIII ISPRS Congress, Prague, Czech Republic, 12–19 July 2016; 959-963.
63. Machado, S., Bynum, E. D., Archer, T. L., Lascano, R. J., Wilson, L. T., Bordovsky, J., Segarra, E., Bronson, K., Nesmith, D. M., & Xu, W. (2002). Spatial and temporal variability of corn growth and grain yield: Implications for site-specific farming. Crop Sciences, 42, 1564–1576.
64. Maes, W.H., & Steppe, K. (2012). Estimating evapotranspiration and drought stress with ground-based thermal remote sensing in agriculture: a review. J. Exp. Bot. 63, 4671–4712.
65. Malenovský, Z.; Rott, H.; Cihlar, J.; Schaepman, M. E.; García-Santos, G.; Fernandes, R.; Berger, M. (2012). Sentinels for science: Potential of Sentinel-1, -2, and -3 missions for scientific observations of ocean, cryosphere, and land. Remote Sens. Environ., 120, 91-101.
66. Mandal, D.; Kumara, V.; Rathaa, D.; Deya, S.; Bhattacharya, A.; Lopez-Sanchezc, J. M.; McNairnd, H.; Raoa S. Y. (2020a). Dual polarimetric radar vegetation index for crop growth monitoring using sentinel-1 SAR data. Remote Sensing of Environment 247, 111954.
67. Mandal, D.; Ratha, D.; Bhattacharya, A.; Kumar, V.; McNairn, H.; Rao, S.Y.; Frey, A.C. (2020b). A Radar Vegetation Index for Crop Monitoring Using Compact Polarimetric SAR Data," in IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, doi: 10.1109/TGRS.2020.2976661.
68. Mróz, M.; Sobieraj, A. (2004). Comparison of several vegetation indices calculated on the basis of a seasonal SPOT XS time series, and their suitability for land cover and agricultural crop identification. Technical Sciences 7, 39-66.
69. Navarro, A.; Rolim, J.; Miguel, I.; Catalão, J.; Silva, J.; Painho, M.; Vekerdy, Z. (2018). Crop monitoring based on SPOT-5 Take-5 and Sentinel-1A data for the estimation of crop water requirements. Remote Sens., 8, 525.
70. Oh, Y.; Hong, S-Y.; Kim, Y.; Hong, J-Y.; Kim, Y-H. (2011). Polarimetric Backscattering Coefficients of Flooded Rice Fields at L- and C- Bands: Measurements, Modelling and Data Analysis. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., 47, 2714 2721.
71. Qi, J., Chehbouni, A., Huete, A.R., Kerr, Y.H., & Sorooshian, S. (1994). A modified soil adjusted vegetation index. Remote Sens. Environ. 48, 119–126.
72. Ouellette, J. D.; Johnson, J. T.; Balenzano, A.; Mattia, F.; Satalino, G.; Kim, S-B.; Scott Dunbar, R.; Colliander, A.; Cosh, M. H.; Caldwell, T. G.; P. Walker, J. P.; Berg, A. A. (2017). A Time Series Approach to Estimating Soil Moisture From Vegetated Surfaces Using L-Band Radar Backscatter. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., 55, 3186-3193.
73. Panda, S.S., Ames, D.P., & Panigrahi, S. (2010). Application of vegetation indices for agricultural crop yield prediction using neural network techniques. Remote Sens. 2, 673–696.
74. Panek, E.; Gozdowski, D. (2020). Analysis of relationship between cereal yield and NDVI for selected regions of Central Europe based on MODIS satellite data. Remote Sensing Applications: Society and Environment 17, 100286.
75. Pinter, P. J., Hatfield, J. L., Schepers, J. S., Barnes, E. M., Moran, M. S., Daughtry, C. S. T., & Upchurch, D. R. (2003). Remote sensing for crop management. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 69(6), 647–664.
76. Robertson, L. D.; Davidson, A.; McNairn, H.; Hosseini, M.; Mitchell, S.; De Abelleyra, D.; Verón, S.; Cosh, M. H. (2020). Synthetic Aperture Radar (SAR) image processing for operational space-based agriculture mapping, International Journal of Remote Sensing, 41:18, 7112-7144, DOI: 10.1080/01431161.2020.1754494
77. Romshoo, S. A.; Koike, M.; Onaka, S.; Oki, T.; Musiake, K. (2002). Influence of surface and vegetation characteristics on C-band radar measurements for soil moisture content. J Indian Soc Remote, 30, 228-244.
78. Rouse, J.; Haas, R.; Schell, J.A.; Deering, D. (1974). Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. In Proceedings Third ERTS-1 Symposium, NASA Goddard, NASA SP-351, 309-317.
79. Rowlandson, T. L.; Berg, A. A. (2015). Errors associated with estimating vegetation water content from radar for use in passive microwave brightness temperature algorithms. Int J Remote Sens, 36, 782-796.
80. Sadras, V., Cassman, K., Grassini, P., Hall, A., Bastiaanssen, W., Laborte, A., et al. (2015). Yield gap analysis of rainfed and irrigated crops: Methods and case studies. FAO water reports 41. Rome, Italy: Food and Agriculture Organization.
81. Sánchez, N.; Lopez-Sanchez, J. M.; Arias-Pérez, B.; Valcarce-Diñeiro, R.; Martínez-Fernández, J.; M. Calvo-Heras, J.; Camps, A.; González-Zamora, A.; Vicente-Guijalba, F. (2016). New microwave-based missions applications for rainfed crops characterization. In The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Volume XLI-B8, Proceedings of XXIII ISPRS Congress, Prague, Czech Republic, 12–19 July 2016; pp. 101-107.
82. Schaufler, S.; Bauer-Marschallinger, B.; Hochstöger, S.; Wagner, W. (2018). Modelling and correcting azimuthal anisotropy in Sentinel-1 backscatter data, Remote Sensing Letters, 9:8, 799-808, DOI: 10.1080/2150704X.2018.1480071
83. Schepers, A. R., Shanahan, J. F., Liebig, M. A., Schepers, J. S., Johnson, S. H., & Luchiari, A. (2004). Appropriateness of management zones for characterizing spatial variability of soil properties and irrigated corn yields across years. Agronomy Journal, 96, 195–203.
84. Sims, D.A., & Gamon, J.A. (2002). Relationships between leaf pigment content and spectral reflectance across a wide range of species, leaf structures and developmental stages. Remote Sens. Environ. 81, 337–354.
85. Steele-Dunne, S.C.; McNain, H.; Monsivais-Huertero, A.; Judge J.; liu, W.; Patathanassiou, K. (2017). Radar remote Sensing of Agricultural Canopies: A Review. IEEE J Sel Top Appl Earth Obs Remote Sens 2017, 10, 2249 – 2273.
86. Srivastava, P.K.; O'Neill, P.; Cosh, M.; Lang, R.; Joseph, A. (2015). Evaluation of radar vegetation indices for vegetation water content estimation using data from a ground-based SMAP simulator. Proceedings of the 2015 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Milan, Italy; 1296-1299.
87. Srivastava, H.S.; Patel, P.; Navalgund, R.R. (2006). Incorporating soil texture in soil moisture estimation from extended low-1 beam mode RADARSAT-1 SAR data. Int J Remote Sens, 27, 2587–2598.
88. Sui, R., Thomasson, J.A., Hanks, J., & Wooten, J. (2008). Ground-based sensing system for weed mapping in cotton. Comput. Electr. Agric. 60, 31–38.
89. Taconet, O.; Benallegue, M.; Vidal-Madjar, D.; Prevot, L.; Dechambre, M.; Normand, M. (1994). Estimation of Soil and Crop Parameters for Wheat from Airborne Radar Backscattering Data in C and X Bands. Remote Sens. Environ., 50, 287-294.
90. Taghvaeian, S., Chávez, J., & Hansen, N. (2012). Infrared thermometry to estimate crop water stress index and water use of irrigated maize in Northeastern Colorado. Remote Sens. 4, 3619.
91. Tilling, A.K., O'Leary, G.J., Ferwerda, J.G., Jones, S.D., Fitzgerald, G.J., Rodriguez, D., & Belford, R. (2006). Remote sensing of nitrogen and water stress in wheat. Field Crops Res. 104, 77–85.
92. Ulaby, F. T.; Dubois, P. C.; van Zyl, J. (1996). Radar mapping of surface soil moisture. J Hydrol, 184, 57-84.
93. Van Leeuwen, W.J.D.; Huete, A.R. (1996). Effects of standing litter on the biophysical interpretation of plant canopies with spectral indices. Remote Sensing of Environment 55, 123-138.
94. Verbesselt, J.; Hyndman, R.; Newnham, G.; Culvenor, D. (2010). Detecting trend and seasonal changes in satellite image time series. Remote Sens. Environ., 114, 106–115.
95. Viña, A., Gitelson, A.A., Nguy-Robertson, A.L., & Peng, Y. (2011). Comparison of different vegetation indices for the remote assessment of green leaf area index of crops. Remote Sens. Environ. 115, 3468–3478.
96. Waldner, F.; d’Andrimont, R.; Defourny, P. (2013). High resolution crop mapping along the growing season: Methodological developments towards an operational exploatation of Sentinel – 1, 2 and 3. In Proceedings ESA Living Planet Symposium 2013, Edinburgh, UK, 9–13 September 2013.
97. Whitcraft, A. K.; Vermote, E. F.; Becker-Reshef, I.; Justice Ch. O. (2015). Cloud cover throughout the agricultural growing season: Impacts on passive optical earth observations. Remote Sens. Environ., 156, 438–447.
98. Wigneron, J-P.; Schmugge, T.; Chanzy, A.; Calvet, J-C.; Kerr, Y. (1998). Use of passive microwave remote sensing to monitor soil moisture. Agronomie, 18, 27-43.
99. Xue, J., & Su, B. (2017). Significant remote sensing vegetation indices: a review of developments and applications. J. Sens. 2017, 17.
100. Yang, C., & Everitt, J. H. (2002). Relationships between yield monitor data and airborne multidate multispectral digital imagery for grain sorghum. Precision Agriculture, 3, 373–388.
101. Yamada, Y. (2015). Preliminary study on the radar vegetation index (RVI) application to actual paddy fields by Alos/Palsar full polarimetry SAR data. In The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Vol. XL-7/W3, Proceedings of the 36th International Symposium on Remote Sensing of Environment, Berlin, Germany, 11–15 May 2015; 129-131.
102. Zarco-Tejada, P.J., González-Dugo, V., & Berni, J.A.J. (2012). Fluorescence, temperature and narrow-band indices acquired from a UAV platform for water stress detection using a micro-hyperspectral imager and a thermal camera. Remote Sens. Environ. 117, 322–337.
103. Zarco-Tejada, P. J., Ustin, S. L., & Whiting, M. L. (2005). Temporal and spatial relationships between within-field yield variability in cotton and high-spatial hyperspectral remote sensing imagery. Agronomy Journal, 97(3), 641–653.
104. Zhang, Y.; Yang, B.; Liu, X.; Wang, C. (2017). Estimation of rice grain yield from dual-polarization Radarsat-2 SAR data by integrating a rice canopy scattering model and a genetic algorithm, Int J Appl Earth Obs, 57, 75-85.

**Zpracoval**: Prof.Dr.Ing, František Kumhála, Česká zemědělská univerzita v Praze, kumhala@tf.czu.cz