

Verwendung von multispektralen Sentinel-2 Daten für die Baumartenklassifikation und Vergleich mit anderen Satellitensensoren

MARKUS IMMITZER¹, FRANCESCO VUOLO¹, KATHRIN EINZMANN¹, WAI TIM NG¹,
SEBASTIAN BÖCK¹ & CLEMENT ATZBERGER¹

Zusammenfassung: In dieser Arbeit wurde die Eignung von Sentinel-2 Daten für die Baumartenunterscheidung analysiert. Dabei wurde auch ein Vergleich mit räumlich höher (WorldView-2) als auch geringer (Landsat-8) aufgelösten Satellitendaten mit ähnlicher spektraler Information durchgeführt. Die Analysen zeigen, dass die spektralen Signaturen der sieben untersuchten Baumartenklassen in allen Datensätzen sehr ähnlich sind. Deutlichere Unterschiede wurden dagegen bei den erzielten Klassifikationsgenauigkeiten festgestellt. So wurden mit den aus den Sentinel-2 Daten gewonnenen Informationen wesentlich höhere Genauigkeiten erzielt als mit Landsat-8. Die noch besseren Ergebnisse mit WorldView-2 belegen einen Zusammenhang zwischen räumlicher Auflösung und Klassifikationsgenauigkeit. Dabei ist jedoch zu berücksichtigen, dass WorldView-2 und andere kommerzielle Erdbeobachtungsdaten nur eingeschränkt verfügbar und mit hohen Kosten verbunden sind. Sentinel-2 Daten sind dagegen global kostenfrei und in hoher zeitlicher Frequenz verfügbar.

1 Einleitung

Der steigende Bedarf an detaillierten Informationen über Ökosysteme erfordert die Entwicklung von objektiven, großflächig anwendbaren Ansätzen, welche ggfls. gut auf andere Gebiete übertragbar sind. Dabei wird zunehmend auf den Einsatz von optischen Erdbeobachtungsdaten gesetzt, deren Verfügbarkeit in den letzten Jahren stark zugenommen hat. Mittlerweile stehen Satellitendaten mit häufiger Wiederholrate, sehr guter spektraler und räumlicher Auflösung zur Verfügung. Mit dem Start von Sentinel-2 (S2) wurde diesbezüglich ein weiterer wesentlicher Schritt gemacht, welcher die Verfügbarkeit an hoch aufgelösten Spektraldaten erhöht. Der erste der beiden S2 Satelliten wurde am 23. Juni 2015, im Rahmen des europäischen Copernicus Programms, erfolgreich gestartet und sendete bereits wenige Tage danach die ersten Szenen. Der Satellit trägt einen innovativen MSI Sensor (Multi-Spectral Imager) welcher Daten in 13 Spektralkanälen mit räumlichen Auflösungen von 10, 20 bzw. 60 m liefert und dabei eine Streifenbreite von 290 km abdeckt (DRUSCH et al. 2012; ESA 2015).

Nach dem Start des Zwillingsatelliten (voraussichtlicher Starttermin im Januar 2017) ergibt sich eine Wiederholrate der Datenaufnahme von maximal fünf Tagen (im Überlappungsbereich der Streifen doppelt so häufig). Durch die Kombination von hoher räumlicher Auflösung von bis zu 10 m, mit innovativen Spektralkanälen, wie drei Red-Edge sowie die beiden SWIR-Kanälen, stehen extrem nützliche Daten zur Verfügung, welche für die Charakterisierung der

¹ Universität für Bodenkultur Wien (BOKU), Institut für Vermessung, Landinformation und Fernerkundung; Peter-Jordan-Str. 82, A-1190 Wien, E-Mail: [Vorname.Nachname]@boku.ac.at

Landbedeckung und dabei vor allem von Vegetation neue Perspektiven eröffnen (MALENOVSKÝ et al. 2012; IMMITZER et al. 2016).

Der zunehmende Informationsbedarf bezüglich Waldgebieten hat in den letzten Jahren bereits zu einem verstärkten Einsatz von Fernerkundungsdaten geführt (WULDER et al. 2004). So sind detaillierte Informationen über die Baumartenzusammensetzung, sowohl für die Bewirtschaftung der Wälder als auch zur ökologischen Bewertung unumgänglich. Dies spiegelt sich auch in der steigenden Anzahl an Studien zur Klassifikation von Baumarten mit den unterschiedlichsten Erdbeobachtungssensoren wieder (NAGENDRA 2001; IMMITZER et al. 2012). Neben einer adäquaten räumlichen Unterscheidung von verschiedenen Klassen und der Beschreibung der aktuellen Situation, steigt aber auch das Interesse an der Erkennung von Veränderungen. Eine hohe zeitliche Wiederholrate, im Idealfall unter vergleichbaren Aufnahmegegebenheiten (Blickrichtung, Uhrzeit, usw.), bietet die Möglichkeit rasche Veränderungen wie z.B. Windwürfe zu detektieren. Aber auch langsamere Vitalitätsveränderungen sowie Wechsel der Baumartenzusammensetzung sind erfassbar. Bedingt durch sich ändernde Umweltbedingungen wird das Interesse an diesen Informationen in den nächsten Jahren noch deutlich zunehmen (ASNER 2013).

Ziel dieser Studie war die Untersuchung einer monotemporalen S2 Szene zur Klassifizierung von Baumarten in Mitteleuropa und ein Vergleich mit bereits etablierten Satellitensensoren, sowohl mit höherer als auch geringerer räumlicher Auflösung. Dazu wurden Referenzpolygone auf den Daten der Sensoren S2, WorldView-2 (WV2) und Landsat-8 (L8) abgegrenzt um damit Random Forest (RF) Klassifikationsmodelle zu erstellen. Dies ermöglicht einen Vergleich der Modellergebnisse in Bezug auf die verfügbare Spektralinformationen sowie die räumliche Auflösung. Da bislang erst wenige wolkenfreie S2 Szenen zur Verfügung stehen, konnte eine multitemporale Analyse im Rahmen dieser Arbeit noch nicht durchgeführt werden.

2 Datenmaterial und Methoden

2.1 Untersuchungsgebiet und Referenzdaten

Das Untersuchungsgebiet liegt im bayerischen Alpenvorland östlich von München (Abb. 1). Die Analysen konzentrieren sich auf die zwei von den Bayerischen Staatsforsten (BaySF) bewirtschaftete Waldgebiete Ebersberg und Altötting von welchen WV2 Sommeraufnahmen sowie Referenzdaten zur Verfügung standen. Die analysierten Waldgebiete sind geprägt durch heterogene Mischbestände mit nur geringen Anteilen von Reinbeständen. Das Gebiet wird durch eine Jahresdurchschnittstemperatur von 7.6°C und einem mittleren jährlichen Niederschlag zwischen 850 und 950 mm, mit einem Niederschlagsmaximum in den Sommermonaten, charakterisiert. Die potenziellen natürlichen Waldgesellschaften sind Buchen-dominierte Wälder mit beigemischter Fichte bzw. Tanne. Die aktuelle Bestockung wird von Fichte (*Picea abies*, (L) Karst.) dominiert, wobei ebenso Rot-Buche (*Fagus sylvatica*, L.) und Waldkiefer (*Pinus sylvestris*, L.) mit Anteilen von bis zu 10%, sowie Eichenarten (*Quercus sp.*) mit rund 5% Flächenanteil, eine wichtige Rolle spielen. Im Untersuchungsgebiet kommen darüber hinaus Tanne (*Abies alba*, Mill.), Europäische Lärche (*Larix decidua*, Mill.), Douglasie (*Pseudotsuga menziesii*, (Mirb.) Franco), Hainbuche (*Carpinus betulus*, L.), sowie Ahorn- (*Acer sp.*), Birken- (*Betula sp.*), Erlen- (*Alnus sp.*) und Weidenarten (*Salix sp.*) vor (BAYSF 2013).

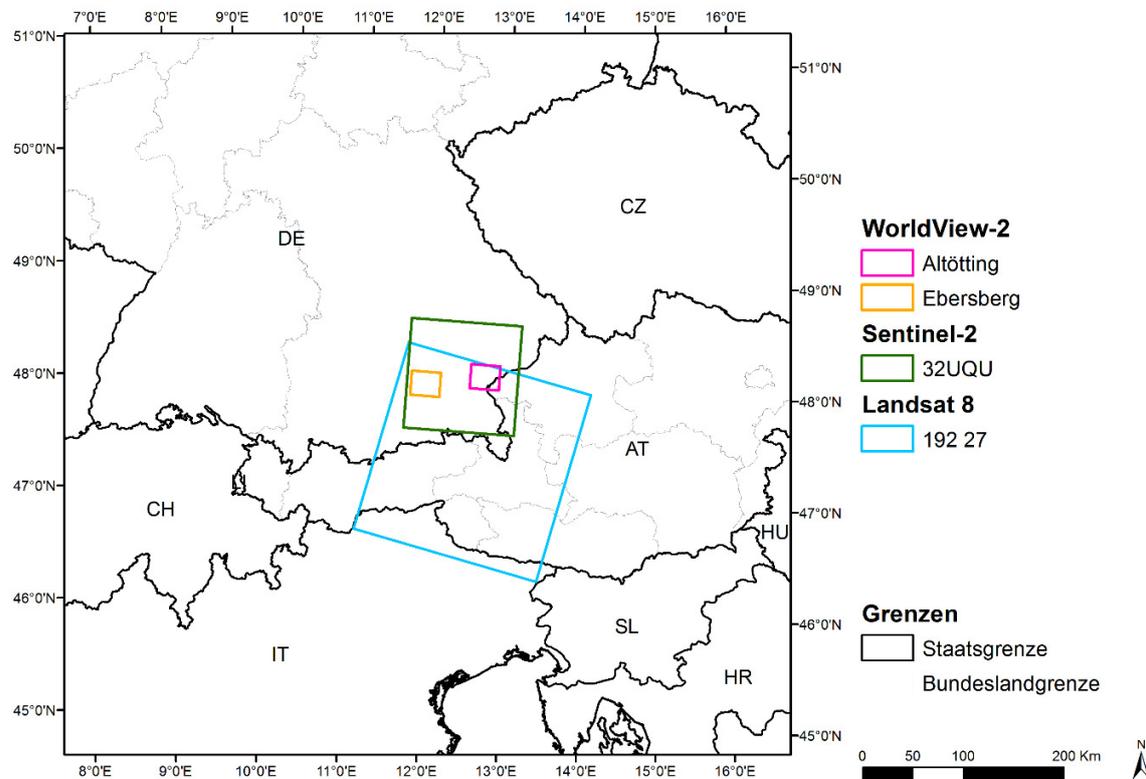


Abb. 1: Lage des Untersuchungsgebietes und Abdeckung der für die Analysen verwendeten Fernerkundungsszenen.

Die Referenzinformationen stammten aus Forstinventuren und wurden mittels visueller Interpretation von Orthophotos und WV2 Szenen ergänzt. Auf Grund der geringen Anzahl an Douglasie-Referenzdaten konnte diese Baumart in den Analysen nicht berücksichtigt werden. Ebenso mussten die wenigen Referenzdaten von Hainbuche, Ahorn, Birke, Erle und Weide zur Klasse „sonstiges Laubholz“ zusammengefügt werden. Damit wurden insgesamt sieben Klassen unterschieden (drei Laubholzklassen und vier Nadelholzklassen).

2.2 Satellitendaten und Vorverarbeitung

Der WV2 Datensatz erstreckt sich auf zwei Szenen, aufgenommen am 12. Juli 2011 (Ebersberg) bzw. am 16. August 2013 (Altötting). Die Szenen wurden mit der Prozesskette CATENA (REINARTZ 2010; KRAUB et al. 2013) des DLR vorprozessiert. CATENA beinhaltet eine parametrischen Orthorektifizierung basierend auf ORTHO (MÜLLER et al. 2005) und eine automatische Atmosphärenkorrektur basierend auf ATCOR (RICHTER & SCHLÄPFER 2012). Um einen möglichst homogenen Datensatz zu erhalten wurde zusätzlich ein Histogramm-Matching angewendet.

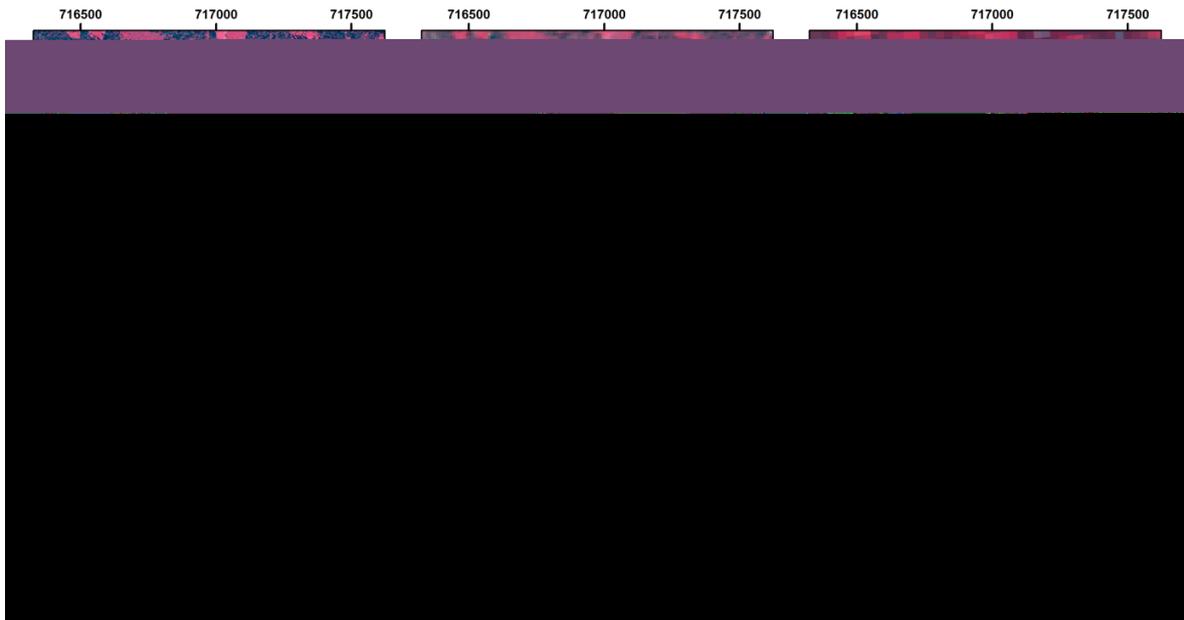


Abb. 2: Vergleich der drei verwendeten Satellitendaten WorldView-2, Sentinel-2 und Landsat-8 jeweils in CIR Darstellung

Der verwendete S2 Datensatz wurde am 13. August 2015 aufgenommen und war somit eine der ersten wolkenfreien S2 Aufnahmen. Für die Analysen wurde der am 8. März 2016 von der ESA neu prozessierte Datensatz verwendet. Die Atmosphärenkorrektur erfolgte mit Sen2Cor. Für die Analysen wurden die sechs 20 m Spektralbänder auf 10 m umgerechnet und mit den originalen 10 m-Bänder zusammengefügt. Die drei S2 Bänder in 60 m Auflösung wurden nicht verwendet. Die Aufnahme der L8 Szene erfolgte am 9. August 2015. Es konnten vom USGS bereits atmosphärenkorrigierten Daten (surface reflectance, L8SR) heruntergeladen werden. Die unterschiedlichen räumlichen Auflösungen der drei Satellitensysteme sind in Abb. 2 dargestellt. Mittels automatisierter Segmentierung wurden homogene Bestandteile bzw. Baumgruppen abgegrenzt. Die WV2 Szenen wurden mit eCognition segmentiert (BAATZ & SCHÄPE 2000) ($scale = 25$, $shape = 0.9$ und $compactness = 0.95$). Bei der Segmentierung wurden die Kanäle Rot und NIR mit 1,5 gewichtet. Anschließend wurden aneinander angrenzende ähnliche Segmente (mittels $merge = 20$) nochmals zusammengefügt. Weitere Details zu der Szenenvorverarbeitung und Segmentierung finden sich in IMMITZER et al. (2015).

Für die S2 Szene wurde eine Large Scale Mean Shift (LSMS)-Segmentierung (COMANICIU & MEER 2002) basierend auf den 10 m Bändern (Band 2, 3, 4 und 8) durchgeführt. Details zur Datenaufbereitung, zum Segmentierungsalgorithmus und zur Parameterfestlegung finden sich in IMMITZER ET AL. (2016). Umgesetzt wurde die Segmentierung mit der open source software Orfeo Toolbox Version 5.0.0, eine Beschreibung zu dieser findet sich bei MICHEL et al. (2015). Die verwendeten Parameter waren: $spatial\ radius\ (hs) = 10$, $range\ radius\ (hr) = 10$ und $minimum\ size\ (ms) = 4$.

Zur Segmentierung der L8 Daten wurde die S2 Segmentierung auf die L8 Szene übertragen, wobei für die Berechnung der Metriken, die jeweilige Deckung des Polygons mit den (gröberen) Pixeln berücksichtigt wurde.

Für alle drei Datensätze und Segmentierungen wurde für jedes Polygon der Mittelwert, die Standardabweichung sowie die 5., 10., 25., 50., 75., 90. und 95. Perzentilen berechnet. Diese Metriken wurden für die RF Klassifikation verwendet.

2.3 Klassifikation und Genauigkeitsanalyse

Basierend auf den Metriken der Referenzpolygone wurden für jeden Datensatz RF Klassifikationsmodelle erstellt (BREIMAN 2001). RF ist ein auf einer Vielzahl von Entscheidungsbäumen basierender Algorithmus. Durch das integrierte Bootstrapping basieren auch die Modellergebnisse auf unabhängige Schätzung: es werden nur Samples klassifiziert die in dem jeweiligen Durchgang nicht gezogen (out-of-bag) und somit nicht beim Training des Entscheidungsbaumes berücksichtigt wurden. Detaillierte Informationen zu RF für die Klassifikation von Fernerkundungsdaten finden sich in der Literatur (PAL 2005; GISLASON et al. 2006; IMMITZER et al. 2012). Für die beiden einzustellende Parameter *n*tree (Anzahl an Entscheidungsbäume) und *m*try (Anzahl an zufällig gewählten Metriken/Features für jeden Entscheidungsknoten) wurden die Standardeinstellungen verwendet: 500 Bäume (*n*tree) und die Wurzel der insgesamt verfügbaren Features (*m*try). Die Umsetzung erfolgte in R 3.2.3 (R CORE TEAM 2015) mit dem Package *randomforest* (LIAW & WIENER 2002).

Die Bewertung der Modelle erfolgte mittels Klassifikationsmatrizen und den daraus abgeleiteten Standardmaßen: Nutzer-Genauigkeit (NG), Produzent-Genauigkeit (PG), Gesamtgenauigkeit (GG) sowie Kappa (FOODY 2002).

3 Ergebnisse und Diskussion

3.1 Spektrale Signaturen

Die extrahierten spektralen Signaturen für die verschiedenen Baumarten zeigen eine sehr hohe Übereinstimmung zwischen den drei Satellitensystemen (Abb. 3). Während im sichtbaren Bereich die Unterschiede relativ gering sind, sind die Baumarten vor allem in Wellenlängenbereich des nahen Infrarots gut unterscheidbar. Die Laubbaumarten weisen dabei naturgemäß deutlich höhere Reflexionswerte auf als die Nadelbäume. Die höchsten Reflexionswerte zeigte die Buche, die geringsten Fichte und Kiefer. Dies deckt sich mit anderen Studien so zeigten die Analysen von Einzelkronen dieselben Tendenzen der Baumarten, jedoch etwas bessere Unterscheidbarkeit zwischen den einzelnen Baumarten (IMMITZER et al. 2012).

Durch die zusätzlichen Kanäle im kurzwelligen Infrarot weisen die beiden Sensoren S2 und L8 einen wesentlichen Vorteil gegenüber den räumlich höher aufgelösten WV2 Sensor auf. In diesen SWIR-Kanälen sind ähnlich wie im NIR große Unterschiede zwischen den Baumarten erkennbar (dies wurde beim Nachfolger, dem im Jahr 2015 gestarteten WorldView-3, berücksichtigt). WV2 und S2 haben neben den konventionellen Bändern auch einen bzw. drei Spektralkanäle im Red-Edge Bereich was ebenfalls für Vegetationsstudien von Vorteil ist. Sowohl die Wichtigkeit von SWIR als auch jene der Red-Edge Bänder wurde bereits in mehreren Studien belegt (SCHUSTER et al. 2012; RAMOELO et al. 2015; IMMITZER et al. 2016).

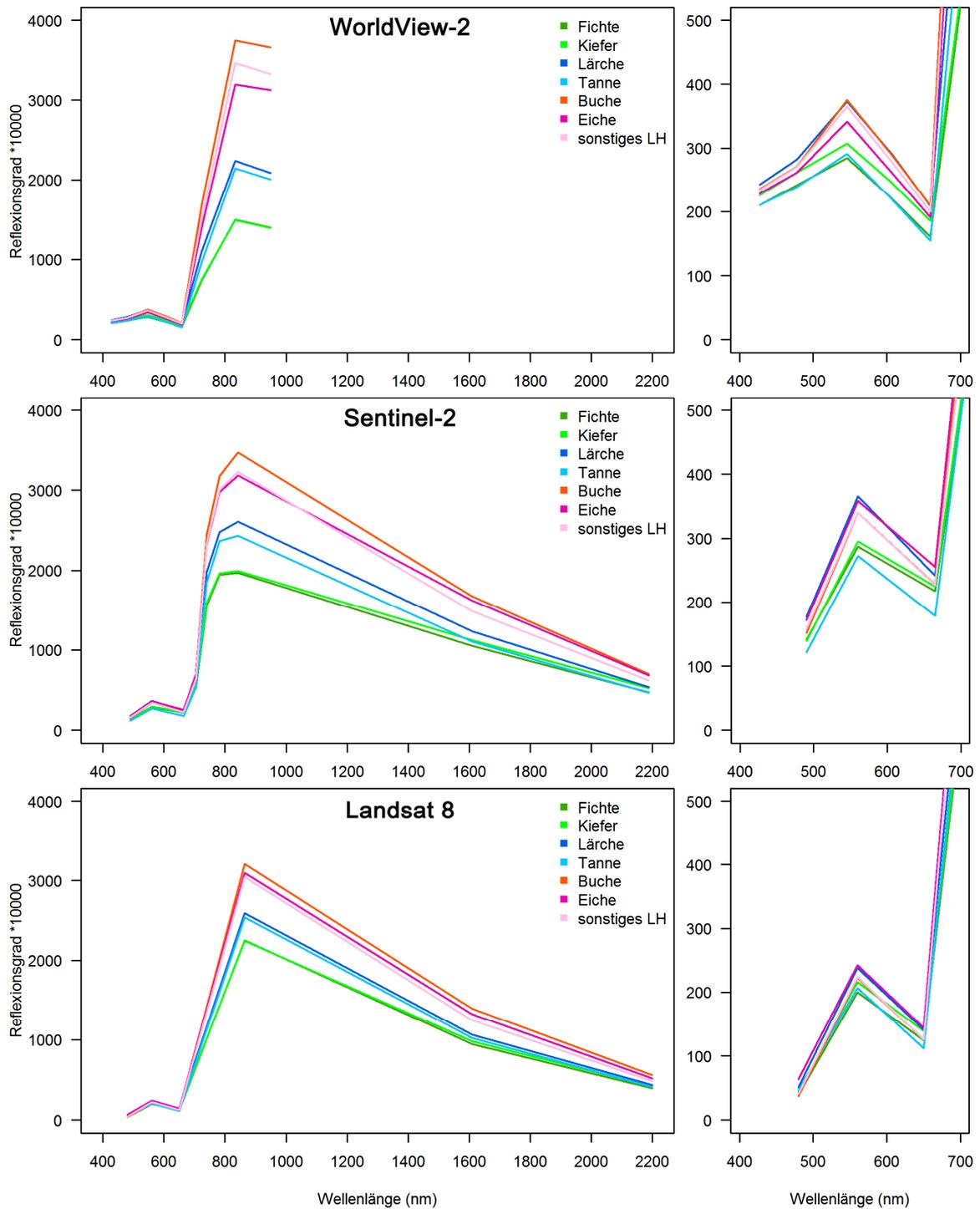


Abb. 3: Spektrale Signaturen für die sieben untersuchten Baumartenklassen und die drei analysierten Satellitensensoren. Dargestellt sind die Reflexions-Mittelwerte der jeweiligen Spektralbänder aus den Referenzobjekten

3.2 Klassifikationsergebnisse

Die Klassifikationsmodelle für sieben Baumarten erreichten mit Gesamtgenauigkeiten von 50 bis 75% (Tab. 1). Die Ergebnisse für S2 und WV2 liegen damit im Bereich vergleichbarer Studien mit anderen Datensätzen (siehe Studienübersicht in IMMITZER et al. (2012)). Aggregiert man die Klassifikationsergebnisse der einzelnen Baumarten zu den Baumartengruppen ‚Nadelhölzer‘ und ‚Laubhölzer‘ zeigt sich folgendes Bild: mit WV2 können die beiden Gruppen mit einer Genauigkeit von 97% getrennt werden, bei S2 mit 93% und bei L8 mit 83%.

Tab. 1: Klassifikationsmatrizen der RF Modelle für die untersuchten Datensätze WorldView-2, Sentinel-2 und Landsat-8 (soLH: sonstige Laubhölzer; NG: Nutzergenauigkeit, PG: Produzentengenauigkeit, GG: Gesamtgenauigkeit)

WorldView-2		Referenz								
		Fichte	Kiefer	Lärche	Tanne	Buche	Eiche	soLH	Σ	NG
Klassifiziert als	Fichte	121	5	5	6	0	0	3	140	0.864
	Kiefer	2	42	3	0	0	0	0	47	0.894
	Lärche	4	3	48	1	0	1	2	59	0.814
	Tanne	1	0	0	22	0	2	2	27	0.815
	Buche	0	0	0	0	73	11	26	110	0.664
	Eiche	0	0	1	3	5	33	14	56	0.589
	soLH	0	0	0	1	15	12	33	61	0.541
PG		128	50	57	33	93	59	80	500	0.744
									GG	0.691
									Kappa	

Sentinel-2		Referenz								
		Fichte	Kiefer	Lärche	Tanne	Buche	Eiche	soLH	Σ	NG
Klassifiziert als	Fichte	70	14	3	3	0	0	0	90	0.778
	Kiefer	2	5	0	0	0	0	0	7	0.714
	Lärche	1	1	28	1	0	3	4	38	0.737
	Tanne	2	0	3	19	2	0	2	28	0.679
	Buche	0	0	0	2	48	10	8	68	0.706
	Eiche	1	1	2	0	1	9	6	20	0.45
	soLH	1	0	2	1	15	10	37	66	0.561
PG		77	21	38	26	66	32	57	317	0.681
									GG	0.611
									Kappa	

Landsat-8		Referenz								
		Fichte	Kiefer	Lärche	Tanne	Buche	Eiche	soLH	Σ	NG
Klassifiziert als	Fichte	50	13	5	9	3	4	5	89	0.562
	Kiefer	6	4	0	1	0	0	0	11	0.364
	Lärche	6	3	22	4	2	2	3	42	0.524
	Tanne	3	0	1	4	1	0	2	11	0.364
	Buche	6	1	2	4	41	12	12	78	0.526
	Eiche	3	0	2	1	5	6	6	23	0.261
	soLH	3	0	6	3	14	7	29	62	0.468
PG		77	21	38	26	66	31	57	316	0.494
									GG	0.380
									Kappa	

Die Modellergebnisse zeigen einen klaren Zusammenhang zwischen Klassifikationsgenauigkeit und räumlicher Auflösung der zugrundeliegenden Daten. Die höchste Gesamtgenauigkeit, wie auch die höchsten klassenspezifischen Genauigkeiten, wurde mit den WV2 Daten erzielt. Die etwas höhere Anzahl an Referenzdaten (kleinere Segmente als bei S2) wird dabei einen geringen positiven Einfluss haben; die Verwendung von zwei unterschiedlichen Szenen einen negativen Einfluss. Die mit S2 erzielten Ergebnisse sind deutlich höher als jene mit L8, was auf die bessere räumliche und spektrale Auflösung zurückzuführen ist.

Während bei WV2 die klassenspezifischen Ergebnisse relativ ausgeglichen sind, sind bei S2 und L8 große Unterschiede zwischen einzelnen Klassen erkennbar, wobei die Fichte in allen Datensätzen am besten klassifiziert wird. Die Kiefer weist bei WV2 nur geringfügig schlechtere Ergebnisse auf, bei S2 und L8 ist hingegen die Produzentengenauigkeiten deutlich geringer als bei den anderen Baumarten. Ähnliches gilt auch für Eiche. Dabei wird die Tatsache, dass diese beiden Baumarten im Vergleich zu Fichte bzw. Buche in den untersuchten Gebieten weniger häufig vorkommen, vor allem auch was Reinbestände betrifft, eine Rolle spielen. Dadurch ist der Anteil an Mischpixel bzw. nicht baumartenreinen Segmenten bei den Datensätzen mit geringerer räumlicher Auflösung höher, was sicherlich zur Verschlechterung der Ergebnisse beiträgt. Neben der geringeren Mischpixelproblematik bietet die höhere räumliche Auflösung von WV2 auch den Vorteil, Texturunterschiede besser abzubilden. Dies erhöht zum Beispiel die Trennbarkeit von Fichte und Kiefer mit stark unterschiedlichen Kronenformen.

Verglichen mit den ersten (prä-operationellen) Daten die von der ESA im Herbst 2015 zu Testzwecken zur Verfügung gestellt wurden, sind die jetzt operationell verfügbaren Daten noch einmal qualitativ verbessert worden. So konnten in dieser Arbeit, im Vergleich zu einer Vorläuferstudie, die noch mit den prä-operationellen Daten gearbeitet hat (IMMITZER et al. 2016), eine Verbesserung in den spektralen Eigenschaften als auch in der erzielten Klassifikationsgenauigkeit beobachtet werden. Dies zeigt die Anstrengungen, die von Seiten der ESA unternommen werden, um den maximalen Informationsgehalt der aufgezeichneten Daten verfügbar zu machen.

Insbesondere sind die sechs S2 Bänder mit einer räumlichen Auflösung von 20 m sind detaillierte Analysen in sehr strukturreichen Wäldern zu grob, was sich mit den Erkenntnissen von STRATOULIAS et al. (2015) deckt. Bei einer Auflösung von 20 m ist bereits die Referenzdatenabgrenzung sehr schwierig. Oftmals reichen auch Aufnahmen mit 10 m Auflösung nicht aus, um einzelne Bäume zu erkennen bzw. zu analysieren (WULDER et al. 2004).

Für sehr detaillierte Auswertungen könnten Kombinationen von S2 mit höher aufgelösten Datensätzen wie Orthophotos eine potenzielle Lösung darstellen. Darüber hinaus sind vor allem S2 Zeitreihen von großem Interesse. Durch die Verwendung von nur einer einzelnen Szene wurde in dieser Studie nicht das volle Potenzial von S2 ausgeschöpft. So können Aufnahmen zu anderen Zeitpunkten, bzw. vor allem die Verwendung von kontinuierliche Zeitreihendaten, die Klassifikation noch wesentlich verbessern. (ELATAWNEH et al. 2013; TIGGES et al. 2013; LI et al. 2015). Die gute Vergleichbarkeit der Spektralkanäle ermöglicht auch eine Kombination von S2 und L8 Daten (WULDER et al. 2015). Durch die hohen Wiederholraten von 5 bzw. 16 Tagen wird sich die Anzahl an wolkenfreien Datensätzen deutlich erhöhen. Zusätzlich werden Verfahren zur Verfügung stehen, hochfrequente, wolkenfreie Komposite zu generieren (VUOLO et al. under review).

4 Fazit & Ausblick

Mit den europäischen Sentinel-2 (S2) Satelliten stehen der Fernerkundungsgemeinschaft seit Ende 2015 Daten mit bislang nicht verfügbaren Charakteristika zur Verfügung. Die hohe räumliche Auflösung (bis zu 10 m), die zehn Spektralkanäle zur Erdbeobachtung (sowie drei weitere Kanäle zur Atmosphärenkorrektur) und v.a. auch die zeitliche Auflösung von zukünftig maximal 5 Tagen bei globaler Abdeckung sind einzigartig. Die spektrale Information von S2 ähnelt dabei sehr stark dem räumlich höher aufgelösten WorldView-2 (WV2) als auch Landsat-8 (L8) mit geringerer räumlicher Auflösung. Die Analyse von monotemporalen S2 Daten für die Klassifikation von sieben Baumartenklassen zeigte gute Ergebnisse. So wurden mit S2 deutlich höhere Genauigkeiten erzielt als mit L8. Mit WV2 konnten zwar noch bessere Ergebnisse erzielt werden, dieser Sensor ist jedoch nur kleinflächig verfügbar und mit hohen Kosten verbunden. Die Analysen bestätigen damit die gute Eignung von S2 Daten für die Unterscheidung von Landbedeckungsklassen, wobei das große Potenzial von S2 – die Verfügbarkeit von multitemporalen Datensätzen – in dieser Arbeit noch nicht untersucht werden konnte.

Die Verwendung von S2 Zeitserien wird weitere Einsatzmöglichkeiten aufzeigen und die Klassifikationsgenauigkeiten weiter verbessern. Neben der Verwendung von multitemporalen Datensätzen wird auch ein großes Potenzial in der Kombination mit anderen z.B. räumlich höheraufgelösten Daten wie Orthophotos gesehen. Solche Fragestellungen werden ein wichtiger Schwerpunkt zukünftiger Forschungsarbeiten sein, wie auch die Nutzung von physikalisch basierten Strahlungstransfermodellen zur Ableitung von biophysikalischen Vegetations-Charakteristika.

Es wurde eine deutliche Qualitätsverbesserung der S2 Daten im Vergleich zu bereits analysierten prä-operationellen Daten beobachtet. Dies belegt die aktuellen Aktivitäten von Seiten der ESA, im Zuge der ramp-up Phase noch Optimierungen an den Daten vorzunehmen, um in Zukunft die bestmöglichen Daten verfügbar zu machen. Von Anwenderseite ist es jetzt ein vorrangiges Ziel, dass sich ESA und die Mitgliedsstaaten auf eine operationelle Bereitstellung von atmosphärenkorrigierten Daten unter Verwendung der temporalen Information (sog. MACCS Algorithmus) einigen.

5 Literaturverzeichnis

- ASNER, G.P., 2013: Geography of forest disturbance. *Proceedings of the National Academy of Sciences* **110** (10), 3711-3712.
- BAATZ, M. & SCHÄPE, A., 2000: Multiresolution Segmentation: an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. Wichmann Verlag, Karlsruhe, 12-23.
- BAYSF, 2013: Regionales Naturschutzkonzept für den Forstbetrieb Wasserburg am Inn. Bayerische Staatsforsten Forstbetrieb Wasserburg, http://www.baysf.de/fileadmin/user_upload/01-ueber_uns/05standorte/FB_Wasserburg_a._Inn/Naturschutzkonzept_Wasserburg.pdf [letzter Zugriff 15. Dezember 2015].
- BREIMAN, L., 2001: Random forests. *Machine learning*, **45** (1), 5-32.
- COMANICIU, D. & MEER, P., 2002: Mean shift: A robust approach toward feature space analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **24** (5), 603-619.

- DRUSCH, M., DEL BELLO, U., CARLIER, S., COLIN, O., FERNANDEZ, V., GASCON, F., HOERSCH, B., ISOLA, C., LABERINTI, P., MARTIMORT, P., MEYGRET, A., SPOTO, F., SY, O., MARCHESE, F. & BARGELLINI, P., 2012: Sentinel-2: ESA's Optical High-Resolution Mission for GMES Operational Services. *Remote Sensing of Environment* **120**, 25-36.
- ELATAWNEH, A., RAPPL, A., REHUSH, N., SCHNEIDER, T. & KNOKE, T., 2013: Forest tree species identification using phenological stages and RapidEye data: a case study in the forest of Freising. 5. RESA Workshop From the Basics to the Service DLR e.V., Neustrelitz, 21-38.
- ESA, 2015: Sentinel-2 delivers first images. , Available at: http://www.esa.int/Our_Activities/Observing_the_Earth/Copernicus/Sentinel-2/Sentinel-2_delivers_first_images [letzter Zugriff 7. Januar 2016].
- FOODY, G.M., 2002: Status of land cover classification accuracy assessment. *Remote Sensing of Environment* **80**, 185-201.
- GISLASON, P.O., BENEDIKTSSON, J.A. & SVEINSSON, J.R., 2006: Random Forests for land cover classification. *Pattern Recognition Letters* **27** (4), 294-300.
- IMMITZER, M., ATZBERGER, C. & KOUKAL, T., 2012: Tree species classification with Random Forest using very high spatial resolution 8-band WorldView-2 satellite data. *Remote Sensing* **4** (9), 2661-2693.
- IMMITZER, M., EINZMANN, K., BÖCK, J., MATTIUZZI, M., NG, W.-T., WALLNER, A., PINNEL, N., REICHMUTH, A., FROST, M., MÜLLER, A., SEITZ, R. & ATZBERGER, C., 2015: Erstellung von Fichten- und Kiefernanteilskarten auf Basis von Satellitendaten für Bayern. *Forstliche Forschungsberichte München* (214), 21-34.
- IMMITZER, M., VUOLO, F. & ATZBERGER, C., 2016: First Experience with Sentinel-2 Data for Crop and Tree Species Classifications in Central Europe. *Remote Sensing* **8** (3), 1-27.
- KRAUB, T., D'ANGELO, P., SCHNEIDER, M. & GSTAIGER, V., 2013: The Fully Automatic Optical Processing System CATENA at DLR. *ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* **40** (1/W1), 177-183.
- LI, D., KE, Y., GONG, H. & LI, X., 2015: Object-Based Urban Tree Species Classification Using Bi-Temporal WorldView-2 and WorldView-3 Images. *Remote Sensing* **7** (12), 16917-16937.
- LIAW, A. & WIENER, M., 2002: Classification and regression by randomForest. *R news* **2** (3), 18-22.
- 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 Sensing of Environment* **120**, 91-101.
- MICHEL, J., YOUSSEFI, D. & GRIZONNET, M., 2015: Stable Mean-Shift Algorithm and Its Application to the Segmentation of Arbitrarily Large Remote Sensing Images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **53** (2), 952-964.
- MÜLLER, R., HOLZWARTH, S., HABERMAYER, M. & MÜLLER, A., 2005: Ortho Image Production within an Automatic Processing Chain for hyperspectral Airborne Scanner ARES. *EARSeL Workshop 3D-Remote Sensing*, Porto, Portugal.

- NAGENDRA, H., 2001: Using remote sensing to assess biodiversity. *International Journal of Remote Sensing* **22** (12), 2377-2400.
- PAL, M., 2005: Random forest classifier for remote sensing classification. *International Journal of Remote Sensing* **26**, 217-222.
- R CORE TEAM, 2015: R: A Language and Environment for Statistical Computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria.
- RAMOELO, A., CHO, M., MATHIEU, R. & SKIDMORE, A.K., 2015: Potential of Sentinel-2 spectral configuration to assess rangeland quality. *Journal of Applied Remote Sensing* **9** (1).
- REINARTZ, P., 2010: The CATENA Processing Chain-Multi-Sensor Pre-processing: Orthorectification, Atmospheric Correction, Future Aspects. *Proceedings of Geoland Forum_6*, Toulouse.
- RICHTER, R. & SCHLÄPFER, D., 2012: Atmospheric/Topographic Correction for Satellite Imagery (ATCOR-2/3 User Guide). German Aerospace Center.
- SCHUSTER, C., FÖRSTER, M. & KLEINSCHMIT, B., 2012: Testing the red edge channel for improving land-use classifications based on high-resolution multi-spectral satellite data. *International Journal of Remote Sensing* **33** (17), 5583-5599.
- STRATOULIAS, D., BALZTER, H., SYKIOTI, O., ZLINSZKY, A. & TÓTH, V.R., 2015: Evaluating sentinel-2 for lakeshore habitat mapping based on airborne hyperspectral data. *Sensors* **15** (9), 22956-22969.
- TIGGES, J., LAKES, T. & HOSTERT, P., 2013: Urban vegetation classification: Benefits of multitemporal RapidEye satellite data. *Remote Sensing of Environment* **136**, 66-75.
- VUOLO, F., NG, W.-T. & ATZBERGER, C., under review: Innovative approach for smoothing and gap-filling of high resolution multi-spectral time series: Example of Landsat data.
- WULDER, M.A., HALL, R.J., COOPS, N.C. & FRANKLIN, S.E., 2004: High spatial resolution remotely sensed data for ecosystem characterization. *BioScience* **54** (6), 511-521.
- WULDER, M.A., HILKER, T., WHITE, J.C., COOPS, N.C., MASEK, J.G., PFLUGMACHER, D. & CREVIER, Y., 2015: Virtual constellations for global terrestrial monitoring. *Remote Sensing of Environment* **170**, 62-76.