



Alt oder wertvoll? – Detektion von gealtertem Polyethylen mittels NIR-Hyperspektraltechnik für hochwertiges Kunststoffrecycling

Jutta Geier · Chiara Barretta · Mario Messiha · Katarina Marković · Márton Bredács · Florian Arbeiter · Eric Helfer · Lisa Meinhart · Gernot Oreski

Eingegangen: 12. Dezember 2025 / Angenommen: 7. Januar 2026
 © The Author(s) 2026

Zusammenfassung Die Qualität von Polyethylen (PE-) Rezyklaten ist entscheidend für deren Einsatz in neuen Anwendungen. Der Eintrag gealterter PE-Produkte in den Recyclingstrom kann diese Qualität jedoch mindern. Um den Bedarf an Neumaterial oder zusätzlichen Stabilisatoren zur Kompensation dieser Qualitätsminderung zu reduzieren, ist eine zuverlässige Identifikation und Aussortierung stark gealterter Materialien erforderlich, um die Qualität von PE-Rezyklaten nachhaltig zu verbessern. In dieser Studie wurde das Potenzial der Alterungs- bzw. Degradationserkennung von PE mittels Nahinfrarot (NIR)-Hyperspektraltechnik untersucht. Hierfür wurden PE-Proben künstlich durch UV-Bestra-

lung gealtert. Die Degradation wurde durch mechanische Prüfungen erfasst, wobei die Bruchdehnung als Kriterium zur Einteilung in die gewählten Degradationsklassen diente. Die NIR-Hyperspektraldaten wurden an einem NIR-Labor-Setup aufgenommen. Die Trennbarkeit wurde anhand von Klassifikationsmodellen bewertet, wobei sowohl multivariate Datenanalyse (Partial Least Squares Discriminant Analysis) als auch ein Verfahren des maschinellen Lernens (Support Vector Machine) eingesetzt und anschließend miteinander verglichen wurden. Die Ergebnisse zeigen, dass unter Verwendung von maschinellem Lernen hochgradig und weniger gealterte PE-Proben mit hoher Genauigkeit getrennt werden können. Damit eröffnet sich die Möglichkeit, bereits etablierte NIR-Sortiersysteme nicht nur zur Identifizierung von Polymertypen, sondern auch gezielt zur Degradationserkennung einzusetzen, was ein wichtiger Schritt hin zu qualitativ hochwertigeren Rezyklaten sowie Ressourcenschonung ist.

sustainably improving the quality of PE recyclates. In this study, the potential of near-infrared (NIR) hyperspectral imaging for detecting aging and degradation in PE was investigated. For this purpose, PE samples were artificially aged by UV irradiation and their degradation was assessed through mechanical testing. The strain at break from these tests served as the criterion for assigning samples to degradation classes. NIR hyperspectral data of the samples were acquired using a laboratory NIR setup. Separability was then evaluated using classification models based on multivariate data analysis (Partial Least Squares Discriminant Analysis) and a machine learning algorithm (Support Vector Machine), which were subsequently compared. The results show that the machine learning model enables highly accurate discrimination between strongly and less degraded PE samples. This demonstrates that established NIR sorting systems could be expanded beyond polymer-type identification to include targeted detection of degradation, representing an important step toward producing higher-quality recyclates and improving resource efficiency.

J. Geier (✉) · C. Barretta · K. Marković · M. Bredács · E. Helfer · L. Meinhart · G. Oreski
 Polymer Competence Center
 Leoben GmbH (PCCL),
 Sauraugasse 1, 8700 Leoben,
 Österreich
jutta.geier@pccl.at;
jutta.geier@stud.unileoben.ac.at

J. Geier · F. Arbeiter · E. Helfer · G. Oreski
 Lehrstuhl für Werkstoffkunde
 und Prüfung der Kunststoffe,
 Montanuniversität Leoben,
 Franz-Josef-Straße 18, 8700 Leoben,
 Österreich

M. Messiha
 PolyDecypher FlexCo,
 Peter-Tunner-Straße 19, 8700 Leoben,
 Österreich

F. Arbeiter
 Christian Doppler-Labor für
 Einfluss von Recyclingmaterialien
 auf die mechanische
 Lebensdauer von Kunststoffen,
 Franz-Josef-Straße 18, 8700 Leoben,
 Österreich

Schlüsselwörter Kunststoff · Recycling · Maschinelles Lernen · Partial Least Squares Discriminant Analysis (PLS-DA) · Support Vector Machine (SVM)

Old or valuable? – Detection of degraded polyethylene using NIR hyperspectral imaging for high-quality plastic recycling

Abstract The quality of polyethylene (PE) recyclates is crucial for their use in new applications. However, the presence of aged PE products in the recycling stream can reduce PE recycle quality. To minimize the need for virgin material or additional stabilizers to counteract this quality loss, reliable identification and removal of heavily aged materials is essential for

Keywords Plastics · Recycling · Machine learning · Partial Least Squares Discriminant Analysis (PLS-DA) · Support Vector Machine (SVM)

1 Einleitung

Polyethylen (PE) ist der am häufigsten verwendete Kunststoff in Europa (PlasticsEurope 2024). Dies ist unter anderem auf seinen geringen Preis, seine vielseitige Einsetzbarkeit sowie eine einfache Verarbeitbarkeit zurückzuführen. Aufgrund seiner thermoplastischen Natur lässt sich PE wieder aufschmelzen und erneut verarbeiten, was es für das mechanische Recycling gut geeig-

net macht. PE-Rezyklate können jedoch in der Praxis selten für dieselben Anwendungen eingesetzt werden wie die ursprüngliche Neuware, da ihre Qualität nicht ausreicht (Schyns und Shaver 2021). Dies hat mehrere Ursachen. Neben klassischen Herausforderungen wie polymeren und nichtpolymeren Störstoffen, stellt der Eintrag gealterter Kunststoffe in den Recyclingstrom ein Problem dar (Geier et al. 2024, 2024; Luijsterburg und Goossens 2014; Ragaert et al. 2017; Messiha et al. 2025; Vilaplana und Karlsson 2008). Die Alterung von Kunststoffprodukten kann in unterschiedlichen Phasen ihres Lebenszyklus auftreten: während der Nutzung, bei der Lagerung nach der Entsorgung oder während der Wiederaufbereitung. In all diesen Phasen können die Materialien unterschiedlichen Umweltfaktoren ausgesetzt sein, etwa UV-Strahlung, Medien oder thermomechanischer Belastung. Diese Einflüsse können die Materialeigenschaften beeinträchtigen und damit sowohl die Leistungsfähigkeit als auch die Zuverlässigkeit der späteren Rezyklate reduzieren (Pfaendner 2022; Vilaplana und Karlsson 2008). Stammt der Abfall nicht direkt aus einer geregelten Sammlung, sondern beispielsweise aus länger gelagerten oder unkontrollierten Quellen, war er zudem über einen längeren Zeitraum äußeren Einflüssen ausgesetzt, was die Alterung verstärkt (Canopoli et al. 2018). Ein weiterer Aspekt ist, dass PE im mechanischen Recycling überwiegend von Single-Use-Verpackungen stammt. Solche Produkte sind in der Regel nicht oder nur minimal stabilisiert, da ihre Nutzungsdauer sehr kurz ist bzw. sie nicht für eine Verwendung im Außenbereich ausgelegt sind. Dadurch kann es bereits nach wenigen Monaten Lagerung im Freien, beispielsweise in Ballen auf Sortierhöfen oder Sammelstellen, zu einer erheblichen Alterung kommen. Mit der zunehmenden Bedeutung des Recyclings, auch aufgrund gesetzlicher Vorgaben, und der Nutzung von Materialien in mehreren Umläufen (Recycling-Loops), steigt zudem die Wahrscheinlichkeit, dass Kunststoffe mehrfach alterungsrelevanten Belastungen ausgesetzt sind.

Die durch die verschiedenen Einflussfaktoren ausgelösten Degradationsmechanismen, insbesondere Oxidation, Kettenabbau, Verzweigung und Vernetzung, verändern die chemische Struktur und damit die Eigenschaften von PE (Ehrenstein und Pongratz 2013;

Pinheiro et al. 2004; Rodriguez et al. 2020; Luzuriaga et al. 2006). UV-Strahlung ist einer der Umweltfaktoren, der PE, das Witterung ausgesetzt ist, am stärksten beeinflussen kann (Carrasco et al. 2001; Real 2023). Dies betrifft vor allem PE-Produkte, die im Außenbereich verwendet werden, aber auch Produkte, die über längere Zeit im Freien gelagert werden (z. B. Lagerung von PE-Ballen). Dies kann u. a. eine Änderung der optischen und mechanischen Eigenschaften sowie der Viskosität hervorrufen und das Material für bestimmte Anwendungen unbrauchbar machen (Geier et al. 2025; Craig und White 2006; Fayolle et al. 2007). Diese veränderten Materialeigenschaften können sich unmittelbar auf die Qualität der daraus erzeugten Rezyklate auswirken.

Um Rezyklate dennoch, auch für anspruchsvollere Anwendungen, einsetzen zu können, werden sie häufig mit Neumaterial, Stabilisatoren oder Füllstoffen versetzt (Karlsson 2004; Pfaendner 2022; Vilaplana und Karlsson 2008; Pospíšil et al. 1995). Allerdings kann degradiertes Material im Abfallstrom die Qualität von Rezyklaten trotzdem negativ beeinflussen und ihre Empfindlichkeit gegenüber weiterer Degradation erhöhen (Pfaendner 2022; Pospíšil et al. 1995; Vilaplana und Karlsson 2008). So kann etwa das Vermischen von vorgeschädigtem PE mit Neuware die Versprödung bei nachfolgender Alterung deutlich beschleunigen (Craig und White 2006). Zwar kann eine Restabilisierung die Widerstandsfähigkeit von Rezyklaten gegenüber weiterer Degradation verbessern, doch lässt sich die ursprüngliche mechanische Leistungsfähigkeit einer bereits strukturell geschädigten Polymermatrix in der Regel nicht vollständig wiederherstellen (Vilaplana und Karlsson 2008). Kartalis et al. zeigten zudem, dass Restabilisierung die Witterungsbeständigkeit recycelter PE-Materialien erhöht, aber eine verlängerte Bewitterung oder ein zu geringer Stabilisatorgehalt dennoch zu kritischen Materialschwächen führen kann (Kartalis et al. 2000). Damit wird deutlich, dass die Qualitätssicherung bereits vor der Aufbereitung erfolgen muss.

Um Ressourcen (Bedarf an Neumaterial und Restabilisierung) zu schonen, wäre eine frühzeitige Identifikation und Abtrennung stark gealterter Kunststoffe daher vorteilhaft. NIR-basierte Sortiersysteme, die bereits in der Kunststoffsortierung etabliert sind, ermöglichen

mittels hyperspektraler Bildgebung eine schnelle materialabhängige Klassifizierung. Moderne NIR-basierte Sortiersysteme bestehen in der Regel aus einem Förderband, das die Abfälle unter einer hyperspektralen NIR-Kamera hindurchführt. Die hyperspektrale Bildgebung erzeugt hierbei einen dreidimensionalen Datenwürfel, der für jedes Pixel sowohl die räumliche Position als auch ein NIR-Spektrum enthält (Gelađi et al. 2007; Li et al. 2022). Die aufgenommenen Daten werden anschließend mittels Klassifikationsalgorithmen ausgewertet. Auf Basis der Modellvorhersagen erfolgt am Ende des Förderbands eine materialspezifische Sortierung, üblicherweise über Druckluftdüsen (Gundupalli et al. 2017).

Da NIR-Spektren aus Obertönen und Kombinationsschwingungen fundamentaler Molekülvibrationen bestehen, weisen sie typischerweise breite und teilweise stark überlappende Absorptionsbänder auf (Pasquini 2003; Socrates 2001). Um die oft subtilen materialbedingten Unterschiede im Spektralverlauf zuverlässig herauszuarbeiten, sind daher geeignete spektrale Vorverarbeitungsschritte sowie Datenanalyseverfahren erforderlich (Burns und Ciurczak 2008; Jiao et al. 2020; Pasquini 2003; Rinnan et al. 2009). Häufig kommen dabei Methoden wie Streulichtkorrekturen bzw. Normierungen und Ableitungen sowie darauf aufbauend multivariate Klassifikations- und Machine-Learning-Algorithmen zum Einsatz, um die Trennschärfe zwischen unterschiedlichen Kunststofftypen zu maximieren (Rinnan et al. 2009).

Frühere Studien zeigen, dass Degradation mittels NIR-Spektren detektierbar ist, jedoch wurden dabei keine Zusammenhänge mit Materialeigenschaften wie den mechanischen Kennwerten hergestellt (Chen et al. 2021; Allassali et al. 2020, 2018). Diese Arbeit untersucht daher die Machbarkeit, stark degradierte PE-Proben von weniger oder nicht gealtertem PE mithilfe hyperspektraler NIR-Bildgebung zu unterscheiden, wobei die Degradationsklassen auf Basis ihrer mechanischen Performance definiert wurden. Hierzu wurden PE-Proben künstlich mit UV-Strahlung gealtert. Zusätzlich wurden Proben untersucht, die aus definierten Mischungen von Neumaterial mit gealtertem Material bestehen. Die mechanischen Eigenschaften wurden durch Zugversuche bestimmt und die NIR-Daten mit einer NIR-Hyper-

spektralkamera aufgenommen. Ziel der Untersuchung war es zu prüfen, ob Machine-Learning-Ansätze in der Lage sind, geeignete Klassifikationsmodelle zu generieren, um die verschiedenen Degradationsklassen zuverlässig zu identifizieren.

2 Methode

Für diese Studie wurde ein handelsübliches High-Density PE (HDPE), vorgesehen für Blasformanwendungen, verwendet. Aus dem Material wurden mithilfe einer Plattenpresse 1 mm dicke Platten hergestellt, aus denen anschließend Proben gemäß den in ISO 18488 festgelegten Abmessungen ausgestanzt wurden. Die Proben wurden beschleunigten künstlichen Alterungsbedingungen unterzogen, um eine gezielte Degradation und damit eine Verschlechterung der mechanischen Eigenschaften zu erzeugen. Hierzu wurden sie in einem UVTest®-Fluoreszenzgerät (Atlas Testing Technology GmbH, Deutschland) mit Fluoreszenzlampen bei einer Wellenlänge von 340 nm bestrahlt. Die Bestrahlungsstärke wurde auf 0,8 W/m² und die Black-Panel-Temperatur (BPT) auf 55 °C eingestellt. In einer früheren Publikation wurde bereits der Einfluss der UV-Bestrahlung auf die hier verwendeten PE-Proben gezeigt (Geier et al. 2025). Das dort verwendete Probenset wurde in der vorliegenden Studie mit Mischungen von UV-gealterten Proben mit dem Neumaterial erweitert. Dazu wurden Proben, die zuvor 4000 h bzw. 8000 h UV-bestrahtet worden waren, mithilfe eines Kneters mit dem Neumaterial vermischt und anschließend erneut zu Platten verpresst. Durch das Kneten und erneute Pressen der Platten hat das Material zusätzliche thermomechanische Belastung erfahren. Um den Einfluss des Knetprozesses als zusätzlichen Verarbeitungsschritt separat bewerten zu können, wurde auch das reine Neumaterial einmal durch den Kneten geführt.

Für die Bestimmung der mechanischen Eigenschaften wurden Zugversuche auf einer Zwick Z001 Universalprüfmaschine (ZwickRoell GmbH & Co. KG, Deutschland) mit einer Klemmlänge von 40 mm durchgeführt. Obwohl die Proben gemäß der in ISO 18488 definierten Geometrie hergestellt wurden, erfolgte die mechanische Prüfung in Anlehnung an ISO 527. Pro Entnahmezeit bzw. Mischungsverhältnis wurden fünf Prüfkörper getestet.

Die aus den Zugversuchen ermittelten durchschnittlichen Bruchdehnungen dienten anschließend als Grundlage für die Einteilung der Proben in zwei Klassen – weniger degradiert und stark degradiert – welche für die spätere Klassifikation verwendet wurden. Die Bruchdehnung wurde gewählt, da sie empfindlich auf Materialversprödung aufgrund von Degradationsprozessen reagiert (Craig und White 2006; Fayolle et al. 2007; Rajakumar et al. 2009). Der Grenzwert zwischen den beiden Klassen wurde als 50%ige Verringerung der Bruchdehnung der Referenzprobe (Neumaterial) definiert. Dieses stellt in der Literatur ein häufig verwendetes Kriterium zur Feststellung eines kritischen Verlusts an mechanischer Performance dar (Oreski und Wallner 2009; Oreski et al. 2009). In dieser Studie wurden Proben mit Bruchdehnungen oberhalb dieses Kriteriums der Klasse „pass“, jene darunter der Klasse „fail“ zugeordnet.

Im Gegensatz zu einer früheren Publikation (Geier et al. 2025) kam in dieser Studie ein alternatives NIR-HSI-System zum Einsatz, um die Machbarkeit und Übertragbarkeit des Ansatzes auf unterschiedliche Messsetups zu überprüfen. Für diese Studie wurde für die Aufnahme der NIR-Hyperspektraldaten eine Kamera des Typs BlackIndustry SWIR 1.7 Max (HAIP Solutions GmbH, Deutschland) verwendet. Diese war auf einem Test-Setup montiert, das über eine geeignete Beleuchtung sowie einen beweglichen Tisch verfügt. Der Aufbau ist in Abb. 1 ersichtlich. Für die Aufnahmen wurde die Software BlackStudio (HAIP Solutions GmbH, Deutschland) verwendet. Die Spektren wurden im Wellenlängenbereich von 952 bis 1748 nm (425 spektrale Banden) und einer Framerate von 100 fps aufgenommen. Pro Probe wurden mithilfe der Software 10 Bereiche auf den Einzelprüfkörpern festgelegt und ihre Mittelwertspektren erfasst (siehe Abb. 2), die dann für die weitere Analyse verwendet wurden.

Die spektrale Vorverarbeitung und Datenanalyse wurden in Python durchgeführt. Da NIR-Spektren, wie bereits erwähnt, üblicherweise breite und überlappende Peaks sowie streuungsbedingte Störanteile aufweisen, wurden Standard Normal Variate (SNV) und die erste Savitzky-Golay-Ableitung angewendet (Rinnan et al. 2009). Der Wellenlängenbereich für die anschließende Analyse wurde auf 1000 bis 1700 nm

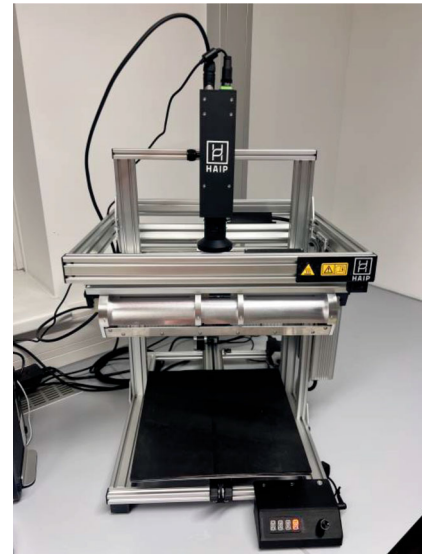


Abb. 1 NIR-HSI Test-Setup

begrenzt. Für die Visualisierung der Trennbarkeit der Proben wurde eine Hauptkomponentenanalyse (scikit-learn) (Principal Component Analysis, PCA) durchgeführt. Hierfür wurden die Spektren mittelwertzentriert und die ersten fünf Hauptkomponenten (Principal Components, PC) analysiert. Um die Trennbarkeit der Proben quantitativ und methodisch besser bewerten zu können, wurden Klassifikationsmodelle erstellt. Hierfür wurde Partial Least Square Discriminant Analysis (PLS-DA) mit einem Machine-Learning-Algorithmus, dem Support-Vector-Machine-Algorithmus (SVM), verglichen. Vor der Verwendung des SVM-Algorithmus wurden die Features mit dem StandardScaler der scikit-learn-Toolbox standardisiert (scikit-learn). Um geeignete Hyperparameter der Modelle zu bestimmen, wurde eine Hyperparameteroptimierung mittels RandomizedSearch aus der scikit-learn-Toolbox durchgeführt (scikit-learn). Zur Bewertung der Modellperformance wurde der F1-Score verwendet, da er sowohl die Präzision als auch den Recall berücksichtigt und somit ein robusteres Maß der Klassifizierungsleistung darstellt, insbesondere bei unausgeglichenen Datensätzen (Müller und Guido 2017). Die Präzision beschreibt den Anteil korrekt identifizierter positiver Proben an allen als positiv vorhergesagten Proben, während der Recall den Anteil korrekt identifizierter positiver Proben an allen tatsächlich positiven Proben misst. Der F1-Score ist der harmonische Mit-

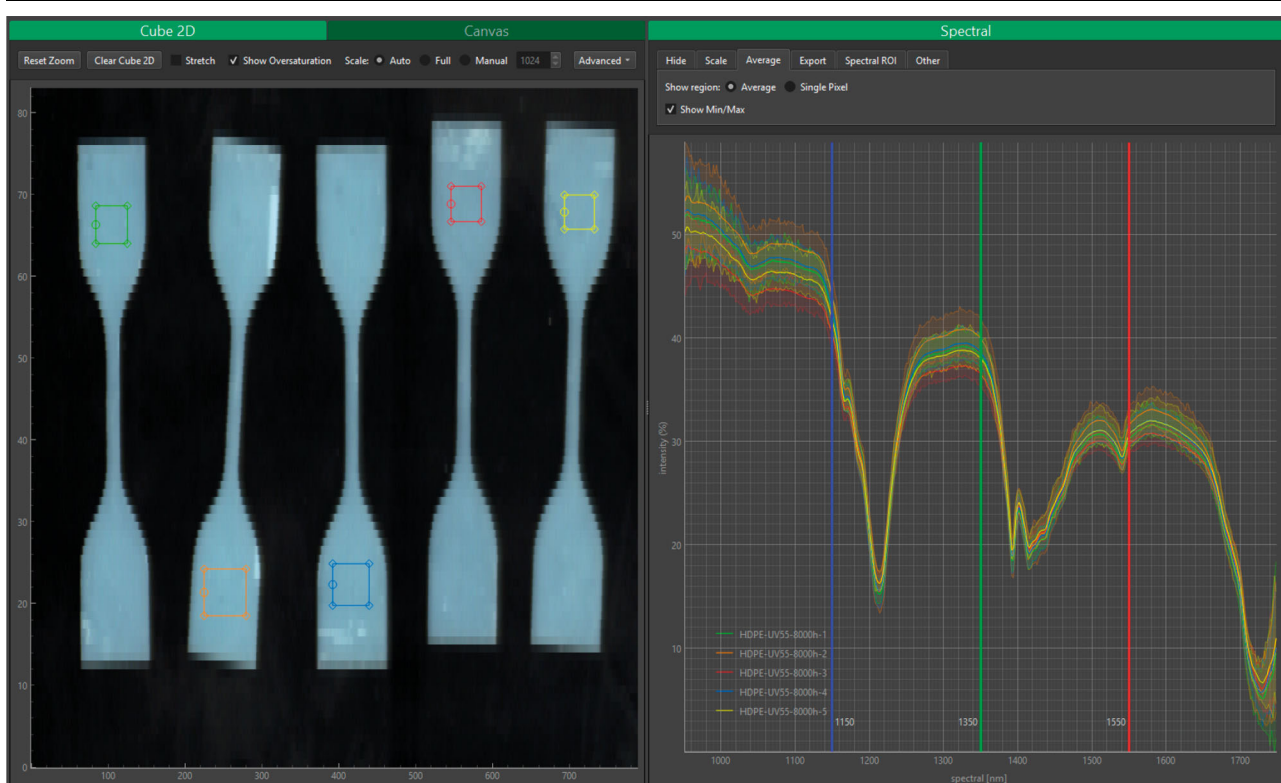


Abb. 2 Datenerfassung mithilfe der Software BlackStudio

telwert dieser Werte und wird durch folgende Formeln beschrieben:

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$F1 = 2 \cdot \frac{\text{Präzision} \cdot \text{Recall}}{\text{Präzision} + \text{Recall}}$$

Wobei TP für „True Positive“ (richtig positiv), FP für „False Positive“ (falsch positiv) und FN für „False Negative“ (falsch negativ) steht. In dieser Studie wurde der macro-F1-Score verwendet, bei dem die F1-Scores beider Klassen separat berechnet und anschließend gemittelt werden. Somit fließen beide Klassen unabhängig von ihrer Häufigkeit gleich gewichtet in die Gesamtbewertung mit ein.

3 Ergebnisse und Diskussion

Der Einfluss der UV-Bestrahlung auf die mechanischen Eigenschaften des verwendeten PE-Materials wurde bereits in einer früheren Publikation gezeigt (Geier et al. 2025). Die UV-Exposition führte nach etwa 150h zu einem drastischen Abfall der Bruchdehnung, was

auf eine starke Versprödung des Materials hinweist. Um den Einfluss von gealtertem Material auf das Neumaterial zu verdeutlichen, zeigt Abb. 3 die Bruchdehnung der Mischungen aus PE-Neumaterial und dem 8000 h bestrahl-

ten Material. Bereits der zusätzliche Verarbeitungsschritt des Neumaterials (PE 1x Kneten) führte zu einer deutlichen Verschlechterung der mechanischen Eigenschaften und reduzierte die Bruchdehnung auf weniger als 50 %

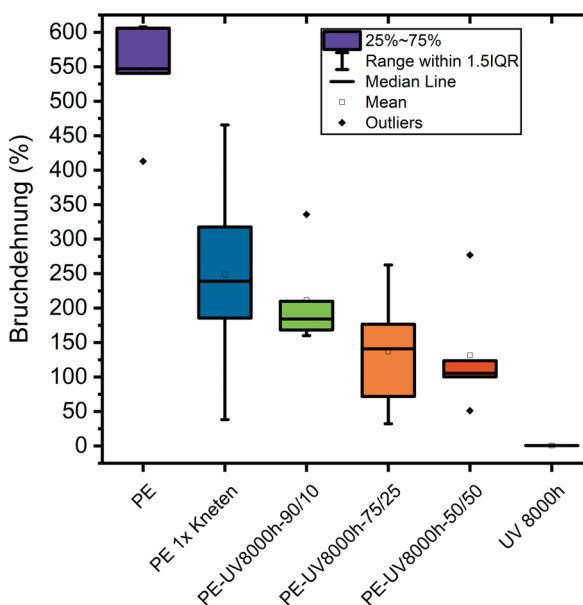


Abb. 3 Bruchdehnungen der Mischungen aus Neumaterial mit gealtertem (UV-bestrahltem) PE

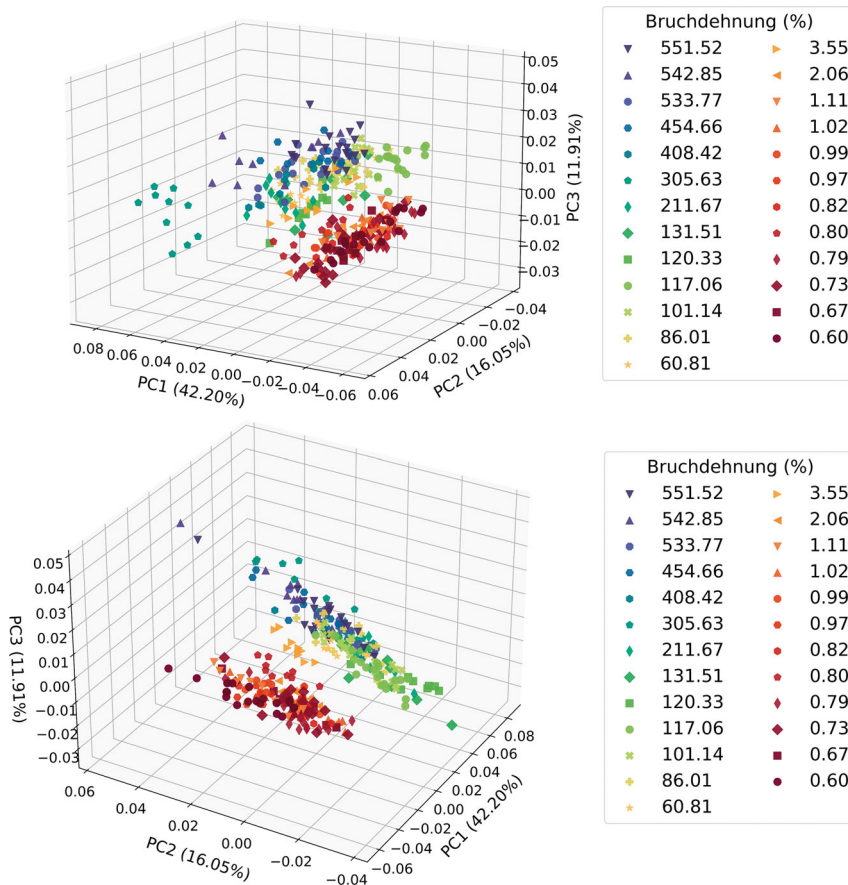


Abb. 4 3D-PCA-Scatter-Plots: Trend bzw. Clusterbildung zwischen stark degradierten und weniger degradierten PE-Proben

des ursprünglichen Werts. Dies weist auf eine geringe Stabilisierung des verwendeten PE-Materials hin. Die 8000 h bestrahlten Proben selbst wiesen extreme Versprödung mit Bruchdehnungen von unter 1 % auf. Die Mischungen aus Neumaterial und gealtertem Material zeigten eine klare Abnahme der Bruchdehnung mit steigendem Anteil des gealterten Materials. Ein Mischungsverhältnis von 50 % gealtertem Material führte beispielsweise zu einer weiteren Reduktion der Bruchdehnung um rund 50 % im Vergleich zum zusätzlichen verarbeiteten Neumaterial (PE 1x Kneten).

Das 3D-PCA-Diagramm in Abb. 4 liefert einen ersten Hinweis darauf, dass eine Trennung von stark degradierten von weniger degradierten PE-Proben grundsätzlich möglich ist. In der ersten Ansicht zeigt sich ein klarer Trend von hohen zu niedrigen Bruchdehnungen. In der zweiten Ansicht wird zudem eine deutliche Clusterbildung sichtbar: Proben mit Bruchdehnungen über 60 % gruppieren sich klar von jenen mit sehr

niedrigen Werten ab. Dies bedeutet, dass sich Proben aus der „fail“-Klasse (Bruchdehnung < 50 % der Bruchdehnung des Neumaterials) im Cluster der „pass“-Proben befinden. Die Proben mit Bruchdehnungen im Bereich von 3,55 % liegen zwischen den zwei Clustern. Auch die Proben mit durchschnittlich rund 306 % Bruchdehnung, die dem Neumaterial mit zusätzlichen Verarbeitungsschritt entsprechen, lassen eine gewisse Abweichung von den übrigen Proben erkennen. Um die Trennbarkeit basierend auf dem festgelegten Kriterium (50 % der Bruchdehnung des Neumaterials) quantitativ zu bewerten, wurde sie im nächsten Schritt mithilfe der entwickelten Klassifikationsmodelle untersucht.

Tab. 1 Ergebnisse der Klassifikationen

Algorithmus	Training F1-Score	CV F1-Score	Test F1-Score
PLS-DA mit Hyperparameteroptimierung	0,976	0,824 ± 0,175	0,925
SVM	1	0,853 ± 0,176	0,971
SVM mit Hyperparameteroptimierung	1	0,944 ± 0,057	1

Die Ergebnisse der Klassifikationsmodelle können Tab. 1 entnommen werden. Sie zeigen, dass der SVM-Algorithmus bereits mit Standardparametern bessere Leistungen erzielt als PLS-DA mit Optimierung. Dies lässt sich vermutlich darauf zurückführen, dass PLS-DA einen linearen Ansatz verwendet: Die latenten Variablen (LV) sind Linearkombinationen der Spektralmerkmale und die Entscheidungsgrenze im LV-Raum ist linear (Breerton und Lloyd 2014). SVM-Modelle hingegen können durch den Einsatz nichtlinearer Kernel-Funktionen die Daten in einen höherdimensionalen Raum transformieren, in dem eine lineare Trennung möglich ist (James et al. 2023). Dadurch ergeben sich im ursprünglichen Datenraum nichtlineare Entscheidungsgrenzen (Schölkopf 2002; Müller und Guido 2017). Darüber hinaus maximiert SVM den Abstand zur Trennebene zwischen den Klassen und nicht, wie PLS-DA, die Kovarianz zwischen Merkmalen und Zielvariablen, wodurch robustere Klassengrenzen entstehen (James et al. 2023). Zudem tendiert SVM zu weniger Verzerrung bei unausgeglichene Datensätzen, was bei der vorliegenden Klassenverteilung vorteilhaft ist.

Durch Verwendung von Hyperparameteroptimierung konnte das SVM-Modell weiter verbessert werden. Das Tuning erhöhte die Generalisierbarkeit, was sich in höheren F1-Scores am Testdatensatz sowie einer geringeren Abweichung zwischen CV- und Test-Scores zeigt (Müller und Guido 2017). Gleichzeitig verbessert sich die Robustheit des Modells, erkennbar an der verringerten Standardabweichung der CV-Ergebnisse, die auf eine stabilere Leistung gegenüber unterschiedlichen Datensplits hinweist (vgl. Tab. 1).

Die Ergebnisse demonstrieren das Potenzial von NIR-HSI in Kombination mit maschinellen Lernverfahren. Auf Basis der erzielten Klassifikationsleistungen, erscheint eine gezielte Abtrennung der stark degradierten Materialien grundsätzlich machbar. Es ist jedoch zu berücksichtigen, dass sich diese Studie auf einen einzelnen PE-Typ konzentriert. In realen Abfallströmen treten vielfältige PE-Typen, -Grades und Addi-

tivierungen auf. Daher muss der Datensatz in zukünftigen Arbeiten deutlich erweitert werden, um möglichst die gesamte Bandbreite an PE-Produkten und Alterungsmechanismen im Abfallstrom abzudecken und die Übertragbarkeit unter realeren Bedingungen zu garantieren.

Zur Bewertung des Degradationsgrads wurde in dieser Studie die Bruchdehnung aus dem Zugversuch herangezogen. Der Grenzwert mit 50% der Bruchdehnung des Neumaterials ist ein empirisch gewähltes Kriterium, das eine praktikable Einteilung der Proben ermöglichte. Je nach Anwendungen können andere Schwellenwerte sinnvoll sein oder es kann erforderlich sein, zusätzliche bzw. alternative Degradationsindikatoren heranzuziehen, um den jeweiligen Anforderungen des Endprodukts gerecht zu werden.

Das Aussortieren vor der weiteren Verarbeitung zum Rezyklat ist ein vielversprechender Ansatz für bessere Rezyklatqualität. Der Anteil von stark degradierten PE-Proben kann alternativen Verwertungswegen wie dem chemischen Recycling oder der thermischen Nutzung zugeführt werden. Die Klassifikation mittels NIR kann aber nicht nur während der Sortierung, sondern auch für die Qualitätskontrolle angewandt werden. Beispielsweise könnte während der Verarbeitung durch eine geeignete Klassifikation (oder auch Regression) die Zugabe von Neumaterial bzw. Stabilisatoren automatisch angepasst werden, um am Ende ein optimales Produkt mit konstanter Qualität herstellen zu können.

4 Zusammenfassung und Ausblick

Diese Studie zeigt das Potenzial der NIR-Hyperspektralbildgebung in Kom-

bination mit geeigneten Klassifikationsmodellen zur zuverlässigen Unterscheidung stark degradiertes von weniger degradiertes PE-Proben. Hierfür wurden PE-Proben künstlich durch UV-Bestrahlung gealtert, zusätzlich wurden definierte Mischungen aus gealtertem Material mit Neumaterial erstellt. Auf Grundlage der in Zugversuchen ermittelten Bruchdehnungen wurden die Proben in Degradationsklassen eingeteilt. Zur Bewertung der Trennbarkeit wurden Klassifikationsmodelle mittels PLS-DA und SVM erstellt. Dabei zeigte sich, dass das maschinelle Lernverfahren (SVM) bessere Ergebnisse erzielt. Mit F1-Scores von 0,964 in der Cross-Validation und 1,0 am Testdatensatz weist das Modell eine sehr gute Trennschärfe auf, sodass eine zuverlässige Abtrennung stark degradiertes Proben während der Sortierung realistisch erscheint.

Eine gezielte Aussortierung stark degradiertes PE-Anteile aus dem Abfallstrom würde zur Verbesserung der Rezyklatqualität beitragen und könnte gleichzeitig den Bedarf an neu hinzuzusetzenden Materialien, wie Stabilisatoren, reduzieren. Während sich diese Studie auf eine einzelne PE-Sorte konzentrierte, wird der Kalibrierungsdatensatz fortlaufend erweitert und zukünftig um weitere PE-Typen sowie reale Abfallproben ergänzt, um Übertragbarkeit und Praxistauglichkeit umfassender zu analysieren.

Förderung Die vorliegende Forschungsarbeit wurde am Polymer Competence Center Leoben GmbH (PCCL, Österreich) im Rahmen des COMET-Programms (Projektnummer: 911658) des Bundesministeriums für Klimaschutz, Umwelt, Energie, Mobilität, Innovation und Technologie und des Bundesmi-

nisteriums für Wissenschaft, Forschung und Wirtschaft mit Beiträgen der Montanuniversität Leoben und der Transfercenter für Kunststofftechnik GmbH durchgeführt. Das PCCL wird von der österreichischen Bundesregierung sowie den Landesregierungen Steiermark, Vorarlberg und Oberösterreich gefördert.

Funding Open access funding provided by Montanuniversität Leoben.

Open Access Dieser Artikel wird unter der Creative Commons Namensnennung 4.0 International Lizenz veröffentlicht, welche die Nutzung, Vervielfältigung, Bearbeitung, Verbreitung und Wiedergabe in jeglichem Medium und Format erlaubt, sofern Sie den/die ursprünglichen Autor(en) und die Quelle ordnungsgemäß nennen, einen Link zur Creative Commons Lizenz beifügen und angeben, ob Änderungen vorgenommen wurden. Die in diesem Artikel enthaltenen Bilder und sonstiges Drittmaterial unterliegen ebenfalls der genannten Creative Commons Lizenz, sofern sich aus der Abbildungslegende nichts anderes ergibt. Sofern das betreffende Material nicht unter der genannten Creative Commons Lizenz steht und die betreffende Handlung nicht nach gesetzlichen Vorschriften erlaubt ist, ist für die oben aufgeführten Weiterverwendungen des Materials die Einwilligung des jeweiligen Rechteinhabers einzuholen. Weitere Details zur Lizenz entnehmen Sie bitte der Lizenzinformation auf <http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.de>. ■

Literatur

Alassali A, Fiore S, Kuchta K (2018): Assessment of plastic waste materials degradation through near infrared spectroscopy. *Waste Management* 82:71–81. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2018.10.010>

Alassali A, Picuno C, Bébian T, Fiore S, Kuchta K (2020): Validation of near infrared spectroscopy as an age-prediction method for plastics. *Resources, Conservation and Recycling* 154:104555. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2019.104555>

Brereton RG, Lloyd GR (2014): Partial least squares discriminant analysis: taking the magic away. *Journal of Chemometrics* 28:213–225. <https://doi.org/10.1002/cem.2609>

Burns DA, Ciurczak EW (2008): Handbook of near-infrared analysis. CRC Press, Boca Raton, Fla.

Canopoli L, Fidalgo B, Coulon F, Wagland ST (2018): Physico-chemical properties of excavated plastic from landfill mining and current recycling routes. *Waste Management* 76:55–67. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2018.03.043>

Carrasco F, Pagès P, Pascual S, Colom X (2001): Artificial aging of high-density polyethylene by ultraviolet irradiation. *European Polymer Journal* 37:1457–1464. [https://doi.org/10.1016/S0014-3057\(00\)00251-2](https://doi.org/10.1016/S0014-3057(00)00251-2)

Chen X, Kroell N, Dielt T, Feil A, Greiff K (2021): Influence of long-term natural degradation processes on near-infrared spectra and sorting of post-consumer plastics. *Waste Management*

136:213–218. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2021.10.006>

Craig IH, White JR (2006): Mechanical properties of photo-degraded recycled photo-degraded polyolefins. *J Mater Sci* 41:993–1006. <https://doi.org/10.1007/s10853-006-6596-6>

Ehrenstein GW, Pongratz S (2013): Resistance and stability of polymers. Hanser Publishers, Munich

Fayolle B, Colin X, Audouin L, Verdu J (2007): Mechanism of degradation induced embrittlement in polyethylene. *Polymer Degradation and Stability* 92:231–238. <https://doi.org/10.1016/j.polydegradstab.2006.11.012>

Geier J, Bredács M, Witschnigg A, Vollprecht D, Oreski G (2024): Analysis of different polypropylene waste bales: Evaluation of the source

- material for PP recycling. *Waste management & Research: The Journal for a Sustainable Circular Economy*. 2024;42(9):767-775. <https://doi.org/10.1177/0734242X24122736>
- Geier J, Barretta C, Hinczica J, Haar B, Bredács M, Witschnigg A, Mayrbäurl E, Oreski G (2024):** Feasibility study on the production of low melt flow rate recycled polypropylene from postconsumer waste. *J of Applied Polymer Sci* 141. <https://doi.org/10.1002/app.55694>
- Geier J, Barretta C, Messiha M, Bredács M, Arbeiter F, Koinig G, Helfer E, Meinhart L, Oreski G (2025):** Detection of degraded high-density polyethylene via near-infrared hyperspectral imaging. *Waste Management* 204:114960. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2025.114960>
- Geladi PLM, Grahn HF, Burger JE (2007):** Multivariate Images, Hyperspectral Imaging: Background and Equipment. In: Grahn HF, Geladi P (Hrsg) *Techniques and Applications of Hyperspectral Image Analysis*. Wiley, S 1–15
- Gundupalli SP, Hait S, Thakur A (2017):** A review on automated sorting of source-separated municipal solid waste for recycling. *Waste Management* 60:56–74. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2016.09.015>
- James G, Witten D, Hastie T, Tibshirani R, Taylor J (2023):** *An Introduction to Statistical Learning*. Springer International Publishing, Cham
- Jiao Y, Li Z, Chen X, Fei S (2020):** Preprocessing methods for near-infrared spectrum calibration. *Journal of Chemometrics* 34. <https://doi.org/10.1002/cem.3306>
- Karlsson S (2004):** Recycled Polyolefins. *Material Properties and Means for Quality Determination* 169:201–230. <https://doi.org/10.1007/b94173>
- Kartalis CN, Papaspyrides CD, Pfaendner R, Hoffmann K, Herbst H (2000):** Mechanical recycling of post-used HDPE crates using the restabilization technique. II: Influence of artificial weathering. *J. Appl. Polym. Sci.* 77:1118–1127. [https://doi.org/10.1002/1097-4628\(20000801\)77:5\(1118::AID-APP20\)3.0.CO;2-J](https://doi.org/10.1002/1097-4628(20000801)77:5(1118::AID-APP20)3.0.CO;2-J)
- Li H, Aguirre-Villegas HA, Allen RD et al. (2022):** Expanding plastics recycling technologies: chemical aspects, technology status and challenges. *Green Chem.* 24:8899–9002. <https://doi.org/10.1039/D2GC02588D>
- Luijsterburg B, Goossens H (2014):** Assessment of plastic packaging waste: Material origin, methods, properties. *Resources, Conservation and Recycling* 85:88–97. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2013.10.010>
- Luzuriaga S, Kovářová J, Fortelný I (2006):** Degradation of pre-aged polymers exposed to simulated recycling: Properties and thermal stability. *Polymer Degradation and Stability* 91:1226–1232. <https://doi.org/10.1016/j.polymdegradstab.2005.09.004>
- Messiha M, Geier J, Barretta C, Bredács M, Oreski G, Kratochvilla T, Hruszka P, Arbeiter F, Pinter G (2025):** How impurities affect the lifetime of plastic products—A circularity case study on polymer pipes. *Polymer Testing* 151:108952. <https://doi.org/10.1016/j.polymertesting.2025.108952>
- Müller AC, Guido S (2017):** *Introduction to machine learning with Python: A guide for data scientists*. O'Reilly Media Inc, Sebastopol CA
- Oreski G, Wallner GM (2009):** Evaluation of the aging behavior of ethylene copolymer films for solar applications under accelerated weathering conditions. *Solar Energy* 83:1040–1047. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2009.01.009>
- Oreski G, Wallner GM, Lang RW (2009):** Ageing characterization of commercial ethylene copolymer greenhouse films by analytical and mechanical methods. *Biosystems Engineering* 103:489–496. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2009.05.003>
- Pasquini C (2003):** Near Infrared Spectroscopy: fundamentals, practical aspects and analytical applications. *J. Braz. Chem. Soc.* 14:198–219. <https://doi.org/10.1590/S0103-50532003000200006>
- Pfaendner R (2022):** Restabilization—30 years of research for quality improvement of recycled plastics review. *Polymer Degradation and Stability* 203:110082. <https://doi.org/10.1016/j.polymdegradstab.2022.110082>
- Pinheiro LA, Chinelatto MA, Canevarolo SV (2004):** The role of chain scission and chain branching in high density polyethylene during thermo-mechanical degradation. *Polymer Degradation and Stability* 86:445–453. <https://doi.org/10.1016/j.polymdegradstab.2004.05.016>
- PlasticsEurope (2024):** "Plastics—the fast Facts" 2024. https://plasticseurope.org/wp-content/uploads/2024/11/PE_TheFacts_24_digital-1pag er.pdf
- Pospíšil J, Sitek FA, Pfaendner R (1995):** Upgrading of recycled plastics by restabilization—an overview. *Polymer Degradation and Stability* 48:351–358. [https://doi.org/10.1016/0141-3910\(95\)00089-5](https://doi.org/10.1016/0141-3910(95)00089-5)
- Ragaert K, Delva L, van Geem K (2017):** Mechanical and chemical recycling of solid plastic waste. *Waste Management* 69:24–58. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2017.07.044>
- Rajakumar K, Sarasvathy V, Thamarai Chelvan A, Chitra R, Vijayakumar CT (2009):** Natural Weathering Studies of Polypropylene. *J Polym Environ* 17:191–202. <https://doi.org/10.1007/s10924-009-0138-7>
- Real LEP (2023):** *Degradation and Stabilization of Polymers*. In: Real LEP (Hrsg) *Weathering of Polymers and Plastic Materials*. Springer Nature Switzerland; Imprint Springer, Cham, S 1–33
- Rinnan Å, van den Berg F, Engelsen SB (2009):** Review of the most common pre-processing techniques for near-infrared spectra. *TRAC Trends in Analytical Chemistry* 28:1201–1222. <https://doi.org/10.1016/j.trac.2009.07.007>
- Rodriguez AK, Mansoor B, Ayoub G, Colin X, Benzerga AA (2020):** Effect of UV-aging on the mechanical and fracture behavior of low density polyethylene. *Polymer Degradation and Stability* 180:109185. <https://doi.org/10.1016/j.polymdegradstab.2020.109185>
- Schölkopf B (2002):** *Learning with kernels; Support vector machines, regularization, optimization, and beyond*. MIT Press, Cambridge, Mass.
- Schyns ZOG, Shaver MP (2021):** *Mechanical Recycling of Packaging Plastics: A Review. Macromolecular rapid communications* 42:e2000415. <https://doi.org/10.1002/marc.202000415>
- scikit-learn Machine Learning in Python. <https://scikit-learn.org/stable/>. Zugegriffen: 27. November 2025**
- Socrates G (2001):** *Infrared and Raman Characteristic Group Frequencies*. John Wiley & Sons Ltd, Chichester, England
- Vilaplana F, Karlsson S (2008):** *Quality Concepts for the Improved Use of Recycled Polymeric Materials: A Review. Macromol. Mater. Eng.* 293:274–297. <https://doi.org/10.1002/mame.200700393>

Hinweis des Verlags Der Verlag bleibt in Hinblick auf geografische Zuordnungen und Gebietsbezeichnungen in veröffentlichten Karten und Institutsadressen neutral.