

Avanços na observação e no conhecimento do solo via o sensoriamento próximo

Alexandre ten Caten¹, Ricardo Simão Diniz Dalmolin², Elisângela Benedet da Silva³, Taciara Zborowski Horst Heinen⁴ e José Lucas Safanelli⁵

Resumo – A agricultura emprega técnicas cada vez mais inovadoras na busca por otimizar insumos, maximizar a lucratividade e diminuir o impacto ambiental. Exemplo disso é o despontar da Agricultura 4.0, na qual sensores coletam informações através do Sensoriamento Próximo. Esses métodos, chamados *photon-based methods*, empregam distintos comprimentos de onda da radiação eletromagnética para mensurar atributos e propriedades do solo *in situ* ou *ex situ*. Instituições nacionais e internacionais de pesquisa têm produzido conhecimento e contribuído para a formação de técnicos aptos a aplicar essas novas abordagens em ciência do solo. Nesse contexto, esta revisão bibliográfica teve como objetivo verter as principais técnicas de sensoriamento próximo em um documento síntese e acessível para estudantes, técnicos e pesquisadores.

Termos para indexação: pedometria; sistemas de informações em solos; mapeamento digital do solo

Breakthroughs in soil data collecting and knowledge via proximal sensing

Abstract – Agriculture employs increasingly innovative techniques in search of optimize inputs, maximize profitability, and reduce environmental impact. An example of this is the emergence of Agriculture 4.0, in which sensors collect information through Proximal Soil Sensing. These methods, called photon-based methods, employ different electromagnetic radiation wavelengths to measure soil attributes and properties *in situ* or *ex situ*. National and international research institutions have produced knowledge and contributed to the training of professionals able to apply these new approaches in soil science. In this context, this review aimed to produce a synthesis of the main proximal soil sensing techniques and made it accessible to students, technicians, and researchers.

Index terms: pedometrics; soil information systems; digital soil mapping

Introdução

Desde a descoberta das propriedades da luz por Isaac Newton, em meados do século XVII, a expansão do conhecimento sobre a interação da radiação eletromagnética com a matéria proporcionou inúmeras descobertas científicas e o desenvolvimento tecnológico nos mais diversos campos de interesse humano. Na agricultura e no meio ambiente, esse avanço não foi diferente. Atualmente, inúmeros satélites orbitam o nosso planeta coletando e transmitindo remotamente informações relacionadas a eventos meteorológicos, registrando imagens sobre a paisagem e o desenvolvimento de culturas agrícolas, em intervalos de tempo cada vez menores e com um nível de detalhamento cada vez maior. O sucesso dessas técnicas na agricultura e no estudo do solo foi alavancado porque os métodos tradicionais de amostragem e análise fornecem informações detalhadas em localizações específicas da paisagem, porém limitadas em número, volume e cobertura espacial. Assim, a caracterização das variações espaciais e temporais do solo por métodos tradicionais podem ser demoradas, caras e muitas vezes impraticáveis. Técnicas de sensoriamento remoto (por exemplo, imagens de satélite e fotos aéreas) podem

fornecer excelente cobertura espacial e conseguem representar a paisagem de tal forma que informações do solo podem ser obtidas. O único contraponto é que a mensuração é principalmente indireta e tipicamente limitada aos primeiros centímetros do solo. Somado a isso, a resolução espacial não detalhada, no sensoriamento remoto, também dificulta caracterizar a variabilidade espacial das propriedades do solo detalhadamente de modo compatível com as análises dos laboratórios de rotina.

As plataformas orbitais, entretanto, não são as únicas fontes de informação que podem ajudar no entendimento da dinâmica dos recursos naturais e da

As plataformas orbitais, entretanto, não são as únicas fontes de informação que podem ajudar no entendimento da dinâmica dos recursos naturais e da

Recebido em 24/8/2020. Aceito para publicação em 8/1/2021.

¹ Engenheiro-agrônomo, Dr., Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC) Campus Curitibanos, Rodovia Ulysses Gaboardi, km3, Caixa Postal 101, 89520-000 Curitibanos, SC, fone: (49) 3241 6355, e-mail: ten.caten@ufsc.br.

² Engenheiro-agrônomo, Dr., Universidade Federal de Santa Maria (UFSM), Departamento de Solos, Av. Roraima, 1000, 97105-900 Santa Maria, RS, e-mail: dalmolin@ufsm.br.

³ Engenheira-agrônoma, Dr^a., Empresa de Pesquisa Agropecuária e Extensão Rural de Santa Catarina (EPAGRI) / Centro de Informações de Recursos Ambientais e de Hidrometeorologia de Santa Catarina (CIRAM), Rod. Admar Gonzaga, 1347, Itacorubi, Caixa Postal 502, 88034-901 Florianópolis, SC, e-mail: elisangelasilva@epagri.sc.gov.br.

⁴ Engenheira Florestal, MSc., UFSM, Departamento de Solos, Av. Roraima, 1000, 97105-900 Santa Maria, RS, e-mail: tacihorst@gmail.com.

⁵ Engenheiro-agrônomo, Dr., Universidade de São Paulo (USP) / Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz" (ESALQ), Av. Pádua Dias, 11, Caixa Postal 09, 13416-900 Piracicaba, SP, e-mail: jose.lucas.safanelli@usp.br.

agricultura. Sensores instalados em laboratórios ou acoplados em implementos agrícolas, equipamentos portáteis que mensuram a reflectância de alvos ou até mesmo equipamentos estáticos deixados no campo que coletam dados em tempo real são empregados de forma cada vez mais cotidiana (MOLIN & TAVARES RODRIGUES, 2019). Estes equipamentos, chamados de sensores proximais, se diferenciam das tecnologias orbitais porque atuam coletando informações numa escala mais próxima do objeto de interesse, geralmente em contato ou dentro de um limite de distância de 2m do recurso natural (VISCARRA-ROSSEL et al., 2011). O potencial dos sensores proximais já tem sido estudado há cerca de 70 anos, conforme se pretende detalhar neste trabalho de revisão de literatura.

Os primeiros trabalhos que investigaram o uso de sensores no estudo do solo datam da década de 1950 e 1960 (GARDNER & KIRKAM, 1952; BOWERS & HANKS, 1965). Naquela ocasião, as pesquisas começaram a entender os efeitos da umidade, da textura e da mineralogia do solo a partir da interação com a energia eletromagnética. Outras técnicas, como indução eletromagnética, magnetismo, radar de penetração, começaram a ser exploradas nos anos seguintes (MCNEILL, 1980; DANIELS et al., 1988). Entretanto, foi somente nas últimas décadas que a maioria das técnicas se popularizaram por conta, principalmente, dos avanços na área de informática, o que tem proporcionado a aplicação intensiva de métodos matemáticos e estatísticos que melhoram a interpretação de dados. O desenvolvimento da capacidade computacional (*i.e.* lei de Moore) tem impacto direto nos sensores, os quais, além de se tornarem mais eficientes, rápidos, precisos e conectados na nuvem, têm menor demanda de energia. Desta forma, tornou-se mais fácil mensurar indiretamente muitas propriedades do solo, como teor de carbono orgânico, teores de argila e a condutividade elétrica (VISCARRA-ROSSEL et al., 2011).

Com o advento da Agricultura 4.0 (LEZOCHÉ et al., 2020), a integração de sistemas de monitoramento e manejo irá empregar os sensores próximos atuando na mensuração de diferentes propriedades do solo. Por sua caracte-

rística intrínseca de gerar dados com perfil de *Big Data*, essas tecnologias poderão fornecer grandes quantidade de dados para entender a dinâmica do solo e da paisagem em tempo real. Dentre as técnicas de sensoriamento próximo, a Espectroscopia de Reflectância (ER) se tornou uma das mais promissoras para geração de dados, sendo amplamente difundida com equipamentos de laboratório, e mesmo com inúmeros sensores de campo. Em laboratório, muitas pesquisas mostraram sua viabilidade com a difusão de bibliotecas espectrais (DEMATTÉ et al., 2019; MOURA-BUENO et al., 2019; VISCARRA-ROSSEL et al., 2016), resultando em maior desenvolvimento científico que as demais técnicas de sensoriamento próximo do solo. Neste texto separamos a técnica de ER das demais, considerando que, devido a sua popularidade, ela caminha rapidamente para entrar na rotina dos laboratórios de análise do solo. Além disso, apresentamos as principais técnicas de sensoriamento próximo e seu potencial para atender a demanda da agricultura moderna. O objetivo desta revisão bibliográfica é detalhar os princípios e aplicações das técnicas de sensoriamento próximo, mostrando o potencial existente para uma agricultura cada vez mais digital.

Técnicas de sensoriamento próximo do solo

As principais técnicas de sensoriamento próximo podem ser divididas em três componentes. O primeiro se refere aos métodos geofísicos, como radar de penetração no solo, indução eletromagnética e resistividade elétrica. Esses métodos têm sido utilizados para documentar a variabilidade das propriedades do solo em paisagens específicas (COUTINHO et al., 2017), e podem permitir desagregar as associações e inclusões em unidades de mapeamento nos mapas de solos, com grande potencial de utilização na agricultura de precisão. O segundo componente inclui outros métodos proximais de detecção de solo que, até o momento, tiveram aplicação limitada na ciência do solo, como suscetibilidade magnética, fluorescência de raio X, potenciometria iônica seletiva, e espectroscopia de raios gama. Essas

tecnologias estão incluídas brevemente porque têm potencial para uso futuro, principalmente para levantamentos de solo de alta intensidade, como demonstrado na literatura especializada (VISCARRA-ROSSEL et al., 2010). O terceiro se refere à ER, que oferece alto potencial de quantificação de diversas propriedades do solo e por isso sua implementação já está em andamento em vários laboratórios pelo país (DEMATTÉ et al., 2019), e será discutido mais detalhadamente a seguir.

Espectroscopia de reflectância

Na espectroscopia de reflectância as feições espectrais do solo são captadas, em laboratório ou no campo, por sensores denominados radiômetros ou espectrorradiômetros, a partir da radiação eletromagnética (REM) refletida nos diferentes comprimentos de ondas. As regiões do espectro eletromagnético comumente utilizadas na ER para análise do solo se limitam aos intervalos de comprimento de onda do visível (VIS, 350-700nm), infravermelho próximo (NIR, 700–1.100nm), o infravermelho de ondas curtas (SWIR, 1.100-2.500nm) e o infravermelho médio (MIR, 2.500-50.000nm) (Figura 1).

Os radiômetros ou espectrorradiômetros podem entrar em contato com a amostra ou serem posicionados próximos a ela e operam de forma estacionária (Figura 2A). Além disso, podem ser móveis acoplados a veículos terrestres (*on-the-go*) ou portados pelo usuário (Figura 2B). A fonte de energia pode ser natural, como a luz do sol, ou artificial, a partir de lâmpada, tipo halógena, posicionada em diferentes geometrias. Para obter a informação dos espectros em laboratório, as amostras de solos precisam ser secadas em estufa ou ao ar, moídas e peneiradas em malha de 2mm para padronizar e otimizar a reprodutibilidade. Uma descrição detalhada dos procedimentos de preparação das amostras, da geometria dos sensores e da leitura dos espectros de reflectância pode ser obtida em Dematté et al. (2019), Romero et al. (2018), e Viscarra-Rossel et al. (2016). As leituras no campo podem ser realizadas na superfície sem cobertura do solo ou ao longo do ▶

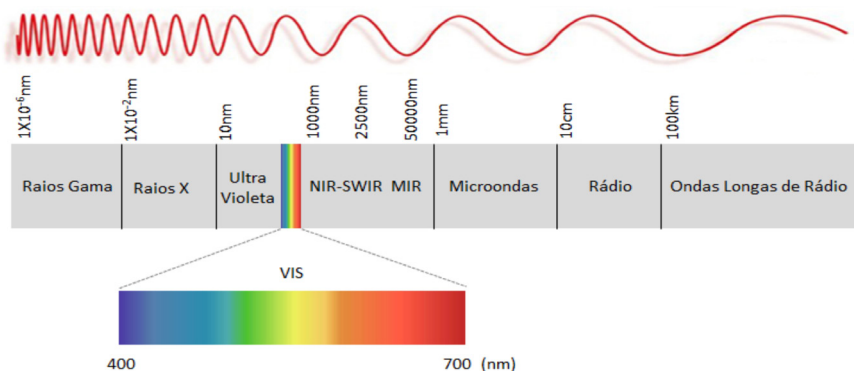


Figura 1. Espectro eletromagnético com os respectivos comprimentos de onda

Autora: Elisângela B. da Silva

Figure 1. Electromagnetic spectrum with respective wavelengths

Author: Elisângela B. da Silva

seu perfil em profundidade. Contudo, é importante observar as condições ambientais, como a temperatura e a umidade do solo, pois elas causam alterações nos espectros e podem impactar de forma significativa os resultados dos modelos de predição para algumas propriedades (ROMERO et al., 2018).

A reflectância do solo é uma propriedade cumulativa derivada da característica espectral inerente à combinação heterogênea dos componentes do solo, tais como teor de matéria orgânica, argilominerais, óxidos e oxihidróxidos de ferro, teor de minerais carbonatos, presença ou não de quartzo, bem como as características físicas, como o tamanho e a forma da partícula, a estrutura e a compactação dos grãos, a rugosidade superficial, a umidade, entre outros (MENESES, 2001; STONER & BAUMGARDNER, 1981). Além disso, a reflectância tem influência direta no comportamento espectral do solo em decorrência de sua composição química, física, biológica e mineralógica do solo (DALMOLIN et al. 2005; CLARK, 1999). Isso se dá por conta da absorção de REM como consequência da estrutura atômica e molecular dos constituintes intrínsecos do solo. Essa informação é dita intrínseca porque, quando a REM incide na amostra e os fótons interagem com os diferentes constituintes do solo, parte dessa energia é absorvida e parte é refletida e/ou transmitida (CLARK, 1999). A medida de reflectância da amostra é então calculada pela razão entre a energia irradiada pela lâmpada e a energia refletida pela amostra, ambas capturadas pelo

sensor. Essa energia medida é expressa graficamente em porcentagem na forma de curvas denominadas de espectros de reflectância, curvas espectrais, ou ainda, assinaturas espectrais (Figura 3).

Os espectros podem ser analisados de forma qualitativa e/ou quantitativa,

tais como a forma e a inclinação da curva espectral, a intensidade de reflectância e as feições de absorção. As feições de absorção presentes na assinatura espectral de cada solo são originadas por processos eletrônicos e vibracionais a partir da interação da REM com os constituintes do solo (FANG et al., 2018). As transições eletrônicas são responsáveis por todas as feições de absorção no intervalo do VIS-NIR (STENBERG et al., 2010). Uma das aplicações desse conhecimento é a separação dos solos ricos em goethita (amarelos) daqueles ricos em hematita (vermelhos). Essa diferença de cor ocorre em torno de 480nm para a goethita e 530nm para a hematita. Um outro processo eletrônico ocorre na ligação Fe-O com feições de absorção centradas preferencialmente na região do ultravioleta e no início do visível (SAHWAN et al. 2020).

Nos processos vibracionais, as feições espectrais são muitas vezes mais

Obtenção de espectros:

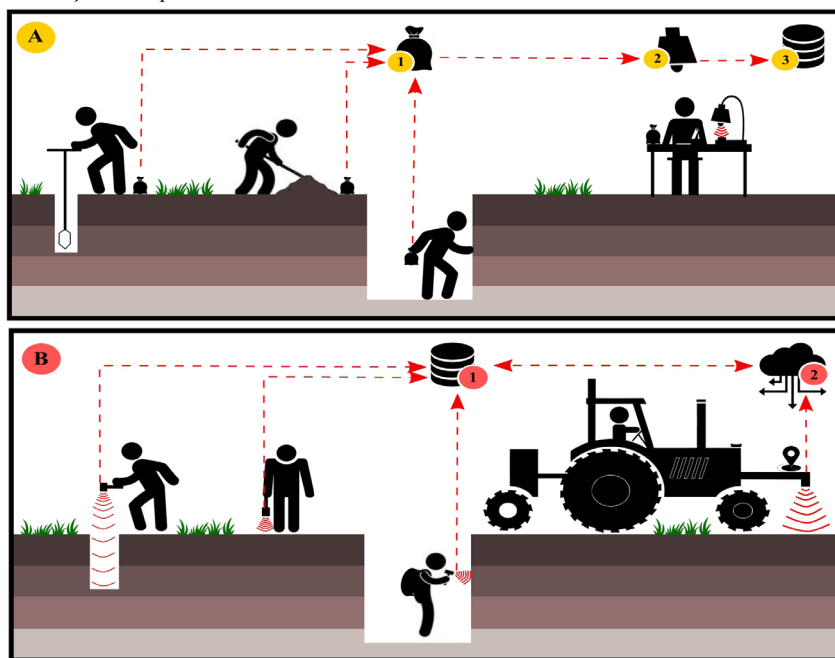


Figura 2. A) Espectrorradiômetro configurado para trabalho em laboratório em que (1) amostras deformadas de solo são coletadas, (2) enviadas ao laboratório para leitura dos espectros, e (3) os dados são armazenados em banco de dados; e B) Espectrorradiômetro configurado para trabalho de campo, em que (1) o espectrorradiômetro é utilizado para obter espectros no campo e os dados são armazenados em banco de dados ou (2) enviados para a nuvem

Autora: Taciara Z. H. Heinen

Figure 2. A) Spectroradiometer in a laboratory setup in which using (1) deformed soil samples are collected, (2) sent to the laboratory for spectra analysis, and (3) the data are stored in a database; and. B) Spectroradiometer in a fieldwork setup, in which (1) the spectroradiometer is used to obtain spectra in the field, and the data is stored in a database or (2) sent to the cloud

Author: Taciara Z. H. Heinen

intensas que a dos processos eletrônicos e ocorrem na região do infravermelho de ondas curtas médio e se estende até o infravermelho termal. O MIR contém mais informações sobre os constituintes minerais e os compostos orgânicos que as regiões descritas anteriormente (VIS-NIR-SWIR). Nesses processos, as transições moleculares fundamentais podem ocorrer por vibrações de estiramento ou por deformações (FANG et al., 2018). Ocorrem ainda vibrações adicionais de menor intensidade em bandas de absorção que acompanham as vibrações fundamentais, denominadas de sobretons e combinação de tons e são as que têm maior interesse para o sensoriamento próximo, porque ocorrem no intervalo de comprimento de onda do SWIR. No intervalo do SWIR as feições de absorção mais frequentes encontradas nos solos devido a essas vibrações fundamentais devem-se aos íons OH- e à molécula de água. Para o grupo OH- o primeiro *overtone* de estiramento ocorre em 1400nm. Quando as bandas de absorção ocorrem juntas nas regiões de 1400nm e 1900nm é um diagnóstico da presença de água. Se ocorrer apenas em 1400nm há a presença apenas da hidroxi-la. Na ligação Al-OH- ou Mg-OH- as feições ocorrem entre 2.200nm, 2.300nm e 2.400nm, enquanto para a ligação Mg-OH- ocorrem próximas a 2.300nm e 2.400nm. Em torno dos 480nm até os 1.000nm encontramos as feições

dos sesquióxidos de ferro (hematita e goethita) e nos 2.265nm encontramos a feição típica de absorção da gibbsita ($Al_2O_3 \cdot 3H_2O$) (CLARK, 1999), ambas presentes nos solos tropicais e subtropicais do Brasil. O potencial preditivo dessas feições espectrais, nos diferentes comprimentos de onda, é operacionalizado através da modelagem estatística.

O primeiro requisito necessário para utilização desta técnica é o estabelecimento uma base de dados de amostras de solo em que as propriedades do solo foram medidas. Assim como os dados espectrais precisam ser conhecidos, as amostras são consideradas dados de referência para o modelo, (DEMATTÊ et al., 2019). Os espectros das amostras de solo são então relacionados com a informações de referência usando modelos matemáticos. Atualmente, com o advento da Aprendizagem Estatística (*Statistical Learning* ou ainda *Machine Learning*) inúmeros modelos são empregados, entre os quais estão os de regressão, utilizados para descrever essa relação onde se definem os parâmetros dos modelos e as estatísticas calculadas. Os modelos podem ser utilizados para prever propriedades do solo de novas amostras, onde apenas a análise espectral é necessária, sendo assim preservada a amostra. Vide material suplementar 1 para as etapas da espectroscopia de reflectância.

O conjunto de dados de referência

precisa ser representativo, ou seja, deve conter todas as possíveis variações das amostras, tanto em relação aos constituintes físicos e químicos, quanto as variações do equipamento de coleta dos espectros e as variações ambientais encontradas no campo ou laboratório. Quanto melhor representada a variabilidade das amostras no conjunto de treinamento, melhor será a performance esperada do modelo na predição de amostragens futuras (FERREIRA, 2015). Por isso, diversas bases de dados, denominadas de bibliotecas espectrais, estão sendo criadas no mundo todo (DEMATTÊ et al., 2019; VISCARRA-ROSSEL et al., 2016).

Os bancos de dados das bibliotecas espectrais são formados por conjuntos de dados de reflectância e resultados analíticos de amostras de solos coletadas em escalas globais, continentais, nacionais, regionais e locais. Essas bases tiveram um importante papel no desenvolvimento da ER na área da ciência do solo e hoje estão sendo estruturadas através de esforços colaborativos para dar suporte ao monitoramento do solo em larga escala (DEMATTÊ et al., 2019; VISCARRA-ROSSEL et al., 2016; STEVENS et al., 2013; MOURA-BUENO et al., 2020). A biblioteca espectral de solos em escala mundial teve início em 2008 pela União Internacional de Ciência do Solo (IUSS) através do esforço voluntário e colaborativo de 35 instituições de mais de 92 países, entre eles o Brasil (VISCARRA-ROSSEL et al., 2016). No Brasil, a Biblioteca Espectral de Solos do Brasil (BESB) é um acervo *on-line* construído de forma colaborativa, entre 41 instituições dos 26 estados brasileiros, que segue um fluxo bem definido de recebimento das amostras de solos e leitura dos espectros. Sob coordenação da ESALQ-USP, ela contém dados e informações do comportamento espectral de 39.284 amostras de solos de diversos estados do país (DEMATTÊ et al., 2019). A criação e a manutenção de uma biblioteca espectral, como a BESB, com uma ampla base espectral de solos, é necessária para que se possa aprofundar a pesquisa sobre a espectroscopia na região do VIS-NIR-SWIR-MIR de solos tropicais e subtropicais em diferentes escalas espaciais e temporais.

Da mesma forma que é realizado o controle de qualidade das medidas via ▶

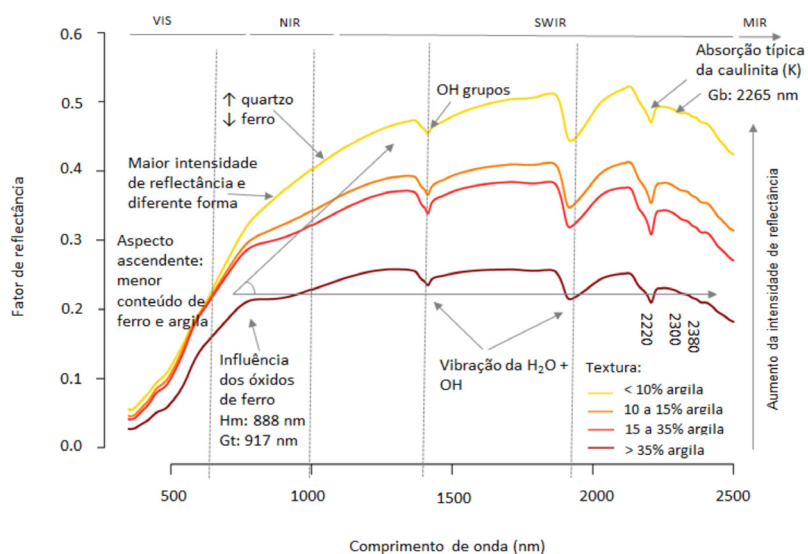


Figura 3. Principais feições espectrais de solos na região do VIS-NIR-SWIR.

Fonte: Adaptado de Silva (2018).

Figure 3. Main spectral features of soils in the VIS-NIR-SWIR region.

Source: Adapted from Silva (2018).

métodos analíticos, a predição dos atributos do solo por dados espectrais também deve ter sua qualidade avaliada. Nos modelos preditivos a concordância entre os teores estimados e os medidos em laboratório é comumente dada pelas seguintes estatísticas: coeficiente de determinação (R^2); raiz quadrada do erro médio quadrado (RMSE), desvio percentual relativo (RPD) e proporção de desempenho no intervalo interquartil (RPIQ). A precisão e a acurácia da abordagem ER devem ser avaliadas considerando que o uso de um valor de predição depende da natureza da propriedade analisada, bem como do erro e da robustez do modelo de predição e representatividade do conjunto de amostras utilizadas para o desenvolvimento do modelo em relação às amostras desconhecidas (SORIANO-DISLA et al., 2014). Além disso, o sucesso ou não dessa abordagem está associado à confiabilidade dos valores de referência medidos em laboratório pelos métodos convencionais utilizados para a construção da predição (FERREIRA, 2015; KUANG et al., 2012) e à variabilidade dos resultados obtidos entre os laboratórios (CANTARELLA et al., 2006).

A mensuração de atributos e propriedades do solo por ER, como qualquer outra metodologia de medida, também pode produzir dados com erros. Variações podem ocorrer durante o processo de preparação das amostras, configuração do equipamento e obtenção dos espectros (FERREIRA, 2015). Os erros oriundos da fase de coleta e a preparação das amostras podem ser mitigados observando com rigor as metodologias de coleta a campo (ROMERO et al., 2018). Por sua vez, variações indesejadas (e.g. por variação de iluminação da amostra) devem ser corrigidas através do uso de técnicas denominadas de tratamentos ou pré-processamentos antes da modelagem dos dados. Não há um tratamento ou combinação de tratamentos únicos, e o tipo e a quantidade a serem usados variam para cada propriedade de interesse e do conjunto de dados. Estudos têm demonstrado que distintas metodologias de pré-tratamento devem ser aplicadas na busca daquela que potencialize a capacidade preditiva de cada conjunto de dados (MOURA-BUENO et al., 2020; DOTTO et al., 2018). Com os espectros tratados,

inicia-se o processo de análise multivariada dos dados em ambiente computacional, através do uso de técnicas matemáticas e estatísticas de regressão para modelar as relações existentes entre as curvas espectrais e as amostras de solos e quantificar as propriedades de interesse.

Ao longo dos últimos anos vários estudos com ER têm apresentado resultados promissores na predição de várias propriedades do solo (DEMATTE et al., 2019; VISCARRA-ROSSEL et al., 2016). A granulometria do solo, a condutividade elétrica e a umidade do solo têm apresentado boas correlações na região do VIS-NIR-SWIR-MIR. Em estudo com o carbono orgânico (COS) e a matéria orgânica (MOS) do solo, Soriano-Disla et al. (2014) observaram boas predições na região do VIS-NIR-SWIR-MIR, embora o carbono orgânico tenha apresentado melhores resultados na região do MIR. Nesse mesmo estudo, os teores de potássio (K), cálcio (Ca), magnésio (Mg) e a capacidade de troca de cátions (CTC) têm apresentado resultados bastante variáveis, mas com boas correlações na região do VIS-NIR-SWIR e MIR. O pH tem sido determinado utilizando as regiões do VIS-NIR-SWIR-MIR, mas com melhores resultados no MIR. Já os óxidos e oxi-hidróxidos de ferro (hematita e goethita, entre outros) têm apresentado bons resultados na região do VIS-NIR-SWIR (SORIANO-DISLA et al., 2014).

Outras técnicas de Sensoriamento Próximo do Solo

Os sensores proximais do solo podem medir a capacidade do solo de acumular e conduzir carga elétrica, absorver, refletir e/ou emitir energia eletromagnética, liberar íons e resistir à distorção mecânica. Dados provenientes de tecnologias de sensoriamento próximo do solo podem ser utilizados para inferir sobre uma ou mais propriedades do solo em diferentes circunstâncias (JI et al., 2019). Alguns métodos podem ser utilizados para se compreender como variam em uma região da paisagem, para identificar a localização de alguns padrões contrastantes no solo, ou para refinar os limites das delimitações

de unidade em mapas de solo (STOCKMANN et al., 2015). Outros métodos podem ser usados para documentar as propriedades do solo em locais específicos que normalmente são utilizados como ferramenta para descrever perfis de solo e ajudar a caracterizar propriedades específicas (WIJEWARDANE et al., 2020). A mensuração pode ser obtida pela utilização do sensor *in situ* (no campo), normalmente com operadores móveis, ou a partir de amostras do solo que são coletadas e mensuradas *ex situ* (em laboratório), normalmente com operadores estáticos. Apesar de alguns sensores passivos utilizarem a luz do sol para seu funcionamento, a grande maioria emite sua própria energia como sensores ativos (VISCARRA-ROSSEL et al., 2011). A Tabela 1 (vide material suplementar 2) mostra as características gerais e as aplicações dos principais métodos proximais de detecção de solo utilizados atualmente e as principais aplicações na ciência do solo.

Sensores na agricultura

1 A agricultura influenciada pela Indústria 4.0

A Indústria 4.0 está transformando nossa capacidade produtiva em todos os setores, e isso não é diferente na Agricultura. A conectividade é parte central desta transformação. Para isso, a tecnologia de Internet das Coisas (IoT – sigla inglesa para *Internet of Things*) (SAIZ-RUBIO & ROVIRA-MÁS, 2020) é um ponto-chave que permite a crescente conectividade para geração e trânsito de dados na Agricultura 4.0 (LEZOCHÉ et al., 2020). A IoT permite a troca de dados entre os dispositivos envolvidos nos sistemas produtivos. A coleta sistemática desses dados gera o que chamamos de Grande Volume de Dados, ou *Big Data*, que irá produzir milhares de Petabytes (1 petabyte equivale a 1.000 terabytes) de dados de computador. Esses dados serão analisados por procedimentos de Inteligência Artificial em algoritmos armazenados na Computação em Nuvem. Essa automatização permitirá aos humanos pouparem-se da fatigante tarefa de olhar para milhares de linhas e colunas das tabelas de dados geradas por tratores, pulverizadores e colheitadeiras. Assim, poderemos aplicar nossos esforços e conhecimento

na fase de tomada de decisão, que será baseada em padrões observados nos dados. Isso permitirá focar as ações, por exemplo, no entendimento das zonas de manejo da agricultura de precisão, períodos de alta de preços para decidir sobre compra e venda, picos de demanda e entendimento do comportamento dos consumidores.

2 O Sensoriamento Próximo do Solo na Agricultura 4.0

A linha do tempo da industrialização permite que sejam nomeados diferentes momentos de sua história. Assim, conseguimos associar a Indústria 1.0 àquela onde a força do vapor movia as máquinas. Em seguida, a Indústria 2.0 utilizou o petróleo como gerador de potência. Na Indústria 3.0 o computador permitiu a revolução digital. Agora, na Indústria 4.0, todas as máquinas estão integradas e trocando dados. Cada uma dessas fases tem sua similar na Agricultura, que em 2020 atingiu sua quarta revolução (Figura 4). Nessa evolução, a Agricultura 5.0, com a aplicação de robôs e Inteligência Artificial na agricultura, já é uma realidade cada vez mais próxima (SAIZ-RUBIO & ROVIRA-MÁS, 2020).

O sensoriamento próximo do solo, nas suas diversas possibilidades e técnicas exploradas neste texto, está inserido nesse contexto de evolução histórica das metodologias que utilizamos para coletar informações de nosso entorno. Enquanto algumas áreas do conhecimento estão muito habituadas à coleta de dados utilizando equipamentos sofisticados, a exemplo da urna eletrônica nas eleições ou da ressonância magnética na medicina, no campo da Pedologia a adoção de tecnologias inovadoras é vista, por vezes, com ceticismo e com certa resistência (BAVEYE & LABA, 2015). No entanto, embora a observação mais detalhada do ritmo de adoção de tecnologias ainda se mostre lenta, no longo prazo novas técnicas e equipamentos inevitavelmente passarão a ser adotados.

O setor agropecuário tem na Agricultura 4.0 uma oportunidade para a inovação e incremento da rentabilidade do setor. No Brasil e no mundo as empresas de tecnologia na agricultura que atuam no universo da Agricultura 4.0, como é o caso do Serviço de Informa-

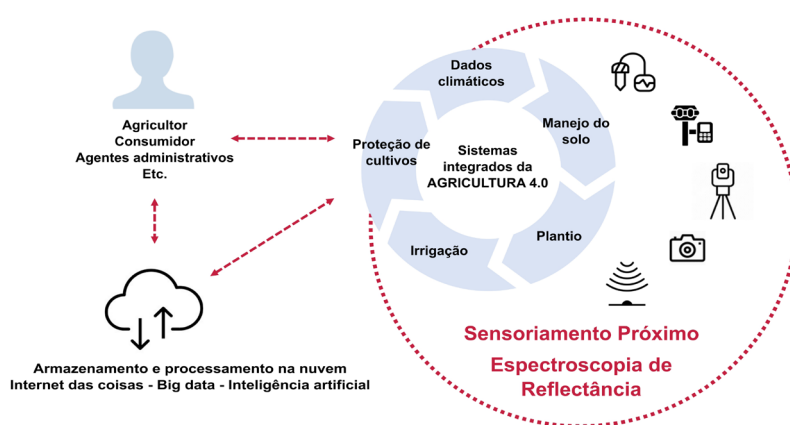


Figura 4. Relação do Sensoriamento Próximo e Espectroscopia de Reflectância do solo com a Agricultura 4.0

Autor: José Lucas Safanelli

Figure 4. Relationship between Proximal Sensing and Reflectance Spectroscopy with Agriculture 4.0

Author: José Lucas Safanelli

ção de Solos para África (*The Africa Soil Information Service - AfSIS*), já aplicam o sensoriamento próximo para a mensuração de atributos do solo. Com a demanda por mapas de solo com elevado nível de detalhamento e baixo custo, como é o caso das aplicações da agricultura de precisão, as metodologias que empregam o espectro eletromagnético – *photon-based methods* – para a coleta de dados do solo, permitem empregar sensores para a implementação de práticas avançadas de manejo do solo.

Considerações finais

Ao constatar que nosso modo de vida está estruturado sobre uma elevada dependência de recursos não renováveis, e que a humanidade tem causado forte impacto no clima da Terra, temos buscado ampliar nossa capacidade de gerar dados para mensurar a crise climática. A aplicação de sensores tem permitido gerar dados para entender o quanto já afetamos os ciclos biogeoquímicos e a diminuição da cobertura florestal do planeta, ou a magnitude do impacto dos plásticos nos oceanos. Contudo, nossa sede por dados também é uma realidade no que tange a cobertura superficial do planeta e, assim, dados sobre o recurso natural solo estão em demanda crescente. Para conhecermos a real capacidade do solo em sequestrar e estocar o carbono atmosférico será fundamental que os teores atuais de carbono do solo sejam mensurados. Devido à alta complexidade do solo e sua

grande variabilidade espaço-temporal, essas medidas do carbono do solo devem ser obtidas com grande densidade espaço-temporal, ou seja, com a coleta de dados sistemática em muitos locais na superfície do planeta e com grande frequência de amostragem. É nesse contexto que as técnicas de sensoriamento próximo permitirão a produção de dados para responder e fazer face aos inúmeros pontos de inflexão que estão em curso no sistema terrestre, como é o caso do papel do recurso natural solo na mitigação da crise climática.

Agradecimentos

O primeiro autor agradece à Fundação de Amparo à Pesquisa e Inovação do Estado de Santa Catarina (Fapesc) pelos recursos alocados via o T.O. nº 2012000094, e ao CNPq processo nº303901/2019-5. Como sócios do Núcleo Regional Sul da SBSC, agradecemos a motivação para produzir este material.

Referências

BAVEYE, P.C.; LABA, M. Moving away from the geostatistical lamppost: Why, where, and how does the spatial heterogeneity of soils matter? *Ecological Modelling*, v.298, p. 24-38, 2015.

BOWERS, S.A.; HANKS, R.J. Reflection of radiant energy from soils. *Soil Science*, v.100, p130-138, 1965.

CANTARELLA, H.; QUAGGIO, J.A.; VAN RAIJ, B.; ABREU, M.F. Variability of soil anal- ▶

ysis in commercial laboratories: implications for lime and fertilizer recommendations. **Communications in Soil Science and Plant Analysis**, v.37, p.2213–2225, 2006.

CLARCK, R.N. Spectroscopy of rocks and minerals, and principles of spectroscopy. In: RENCZ, A. (Ed.). **Remote sensing for the earth sciences: manual of remote sensing**. 3. ed. New York. 1999. p.3-52.

COUTINHO, F.S.; PEREIRA, M.G.; TOSTES, J.D.O.; FRANCELINO, M.R.; GAIA-GOMES, J.H. . Application of Georadar in Areas with Different Vegetation Cover. **FLORAM**, v. 24, p. e20160011, 2017.

DALMOLIN, R.S.D.; GONCALVES, C.N.; KLAMT, E.; DICK, D.P. Relação entre os constituintes do solo e seu comportamento espectral. **Ciência Rural**, v.35, p.481-489, 2005.

DANIELS, D.J.; GUNTON, D.J.; SCOTT, H.F. Introduction to subsurface radar. **IEEE Proceedings**, v.135, p.278-320, 1988.

DEMATTÊ, J.A.M. et al. (65 autores) The Brazilian Soil Spectral Library (BSSL): A General View, Application and Challenges. **Geoderma**, v.354, 113793, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2019.05.043>.

DOTTO, A.C.; DALMOLIN, R.S.D.; CATEN, A.T.; GRUNWALD, S. A systematic study on the application of scatter-corrective and spectral-derivative preprocessing for multivariate prediction of soil organic carbon by Vis-NIR spectra. **Geoderma**, v.314, p.262-274, 2018.

FANG, Q.; HONG, H.; ZHAO, L.; KUKOLICH, S.; YIN, K.; WANG, C. Visible and Near-Infrared Reflectance Spectroscopy for Investigating Soil Mineralogy: A Review. **Journal of Spectroscopy**, p.1-14, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1155/2018/3168974>.

FERREIRA, M.M.C. **Quimiometria: conceitos, métodos e aplicações**. Campinas, SP: Editora Unicamp, 2015. 496p.

GARDNER, W.H.; KIRKHAM, D. Determination of soil water by neutron scattering. **Soil Science**, v.73, p.391-401, 1952.

JI, W., ADAMCHUK, V. I., CHEN, S., SU, A. S. M., ISMAIL, A., GAN, Q., SHI, Z.; BISWAS, A. Simultaneous measurement of multiple soil properties through proximal sensor data fusion: A case study. **Geoderma**, v. 341, p. 111-128, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2019.01.006>.

KUANG, B.; MAHMOOD, H.S.; QURAIISHI, M.Z.; HOOGMOED, W.B.; MOUAZEN, A.M.; VAN HENTEN, E.J. Sensing soil properties in the laboratory, in situ, and on-line: A review. **Advances in Agronomy**, v.114, p.155–223, 2012.

LEZOCHÉ, M.; HERNANDEZ, J.E.; DÍAZ, M.D.M.E.A.; PANETTO, H.; KACPRZYK, J. Agri-food 4.0: A survey of the supply chains and technologies for the future agriculture, **Computers in Industry**, v.117, p.1-15, 2020.

MCNEILL, J.D. **Electromagnetic terrain conductivity measurement at low induction numbers**. Ontario: Geonics Ltd., 1980. 15p.

MENESES, P.R. **Sensoriamento remoto: reflectância dos alvos naturais**. Brasília: Editora Universidade de Brasília; Planaltina: Embrapa Cerrados, 2001. 262 p.

MOLIN, J.P.; TAVARES, T.R. Sensor systems for mapping soil fertility attributes: challenges, advances, and perspectives in brazilian tropical soils. **Engenharia Agrícola**, v.39, p126-147, 2019 DOI: <https://doi.org/10.1590/1809-4430-eng.agric.v39nep126-147/2019>.

MOURA-BUENO, J. M.; DALMOLIN, R. S. D.; TEN CATEN, A.; DOTTO, A. C.; DEMATTE, J.A.M. Stratification of a local VIS-NIR-SWIR spectral library by homogeneity criteria yields more accurate soil organic carbon predictions. **Geoderma**, v. 337, p. 565-581, 2019.

MOURA-BUENO, J. M.; DALMOLIN, R. S. D. ; HORST-HEINEN, T.Z.; TEN CATEN, A.; VASQUES, G.M. ; DOTTO, A.C.; GRUNWALD, S. When does stratification of a subtropical soil spectral library improve predictions of soil organic carbon content? **Science of the Total Environment**, v. 1, p. 139895, 2020.

ROMERO, D.J.; BEN-DOR, E.; DEMATTÊ, J.A.M.; SOUZA, A.B.; VICENTE, L.E.; TAVARES, T.R.; MARTELLO, M.; STRABELI, T.F.; BARROS, P.P.DA S.; FIORIO, P.R.; GALLO, B.C.; SATO, M.V.; EITELWEIN, M.T. Internal soil standard method for the Brazilian soil spectral library: Performance and proximate analysis. **Geoderma**, v.312, p.95-103, 2018.

SAHWAN, W.; LUCKE, B.; SPRAFKE, T.; VANSELOW, K.A.; BÄUMLER, R. Relationships between spectral features, iron oxides and colours of surface soils in northern Jordan. **European Journal of Soil Science**, p.1-18, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1111/ejss.12986>.

SAIZ-RUBIO, V.; ROVIRA-MÁS, F. From smart farming towards Agriculture 5.0: A review on crop data management. **Agronomy**, v.207, p.1-21, 2020.

SILVA, E.B. **Espectroscopia de reflectância para análise textural de amostras de solo legadas do estado de Santa Catarina**. 2018. 90f. Tese (Doutorado em Ciência do Solo) – Faculdade de Agronomia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, RS, 2018.

SILVA, E.B.; GIASSON, E.; DOTTO, A.C.; CATEN, A.T.; DEMATTÊ, J.A.M.; BACIC, I.L.Z.; VEIGA, M.D. A Regional Legacy Soil Dataset for Prediction of Sand and Clay Content with Vis-Nir-Swir, in Southern Brazil. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.43, e0180174, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1590/18069657rbc20180174>.

SORIANO-DISLA, J.M.; JANIK, L.J.; VISCARRA-ROSSEL, R.A.; MACDONALD, L.M.; MCLAUGHLIN, M.J. The performance of visible, near-, and mid-infrared reflectance spectroscopy for prediction of soil physical chemical, and biological properties. **Applied Spectroscopy Reviews**, v.49, p.139–186, 2014.

STENBERG, B.; VISCARRA-ROSSEL, R.A.; MOUAZEN, A.M.; WETTERLIND, J. Visible and near infrared spectroscopy in soil science. In: Sparks, DL (Ed.). **Advances in Agronomy**, v.107, p.163-215, 2010.

STEVENS, A.; NOCITA, M.; TÓTH, G.; MONTANARELLA, L.; VAN WESEMAEL, B. Prediction of soil organic carbon at the European scale by visible and near infrared reflectance spectroscopy. **PLoS ONE**, v.8, n.6, e66409, 2013. DOI: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0066409>.

STOCKMANN, U., MALONE, B. P., MCBRATNEY, A. B., MINASNY, B. Landscape-scale exploratory radiometric mapping using proximal soil sensing. **Geoderma**, v. 239, p. 115-129, 2015. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2014.10.005>.

STONER, E.R.; BAUMGARDNER, M.F. Characteristic variations in reflectance of surface soils. **Soil Science Society of America Journal**, v.45, p.1161-1165, 1981.

VISCARRA-ROSSEL, R.A.; ADAMCHUK, V.I.; SUDDUTH, K.A.; MCKENZIE, N.J.; LOBSEY, C. Proximal soil sensing: an effective approach for soil measurements in space and time. **Advances in Agronomy**, v.113, p.243-291, 2011.

VISCARRA-ROSSEL, R.A. et al. (39 autores) A global spectral library to characterize the world's soil. **Earth-Science Reviews**, v.155, p.198-230, 2016.

VISCARRA-ROSSEL, R.A.; MCBRATNEY, A.B.; MINASNY, B. **Proximal soil sensing**, New York, USA: Springer science, 2010. 446p.

WIJEWARDANE, N. K., HETRICK, S., ACKERSON, J., MORGAN, C. L., GE, Y. VisNIR integrated multi-sensing penetrometer for in situ high-resolution vertical soil sensing. **Soil and Tillage Research**, v. 199, p. 104604, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.still.2020.104604>. ■