

2 0

2 3

**Soubor specializovaných map s
odborným obsahem**

Obsahy rizikových prvků a rizikových látek v zemědělských půdách ČR

Výstup projektu TAČR č. SS03010364

System na podporu rozhodování při hodnocení kvality
půdy z hlediska obsahu rizikových látek v
zemědělských půdách České republiky



Výzkumný ústav meliorací a ochrany půdy, v.v.i.

**T A
Č R**

Autorský tým: Skála Jan, Žížala Daniel, Minařík Robert, Vojtěchovský Tomáš, Papaj Vladimír

Výzkum byl podpořen projektem č. SS03010364 financovaným se státní podporou Technologické agentury ČR a Ministerstva životního prostředí v rámci Programu Prostředí pro život.



Autoři děkují Ministerstvu životního prostředí a Ministerstvu zemědělství za poskytnutí resortních dat a také jejich resortním organizacím: České geologické službě, resp. Ústřednímu kontrolnímu a zkušebnímu ústavu zemědělskému za dlouhodobé úsilí při pořízení i správě těchto dat, bez kterých by znalostní portál k hodnocení kontaminace půd („**SoilPass**“) i tento soubor map nemohly vzniknout. Výsledný soubor map a webové rozhraní byly vyvinuty ve spolupráci s aplikačním garantem – Ministerstvem životního prostředí, autoři děkují za součinnost Oddělení ochrany zemědělské půdy při Odboru adaptace na změnu klimatu MŽP a Oddělení půdy a lesnictví při Sekci zemědělských vstupů ÚKZÚZ za součinnost při převzetí výstupů a jejich schválení pro praktické využití. V neposlední řadě děkujeme odborným recenzentům za cenné připomínky k mapovým výstupům.

Odbornými recenzenty byli:

prof. Dr. Ing. Luboš Borůvka

Katedra pedologie a ochrany půd, Česká zemědělská univerzita v Praze

Dr. Ing. Milan Sánka

RECETOX – Přírodovědecká fakulta, Masarykova univerzita



OBSAH

1	ÚVOD	4
2	VSTUPNÍ DATA PRO CÍLOVÉ ANALYTY	5
2.1	Harmonizace dat koncentrací rizikových prvků z různých datových zdrojů	5
2.2	Harmonizace dat koncentrací perzistentních organických polutantů z různých datových zdrojů.....	10
3	VSTUPNÍ DATA – KOVARIANTNÍ PROMĚNNÉ POUŽITÉ PRO TVORBU PREDIKTIVNÍCH MODELŮ.....	12
4	OBEČNÝ METODICKÝ POSTUP TVORBY KONCENTRAČNÍCH MODELŮ	21
5	OBEČNÝ METODICKÝ POSTUP TVORBY PRAVDĚPODOBNOSTNÍHO MODELU	24
6	VÝSLEDKY HODNOCENÍ MODELŮ.....	27
7	DOPLŇKOVÉ INFORMACE	33
7.1	Přínos certifikovaných map a zhodnocení novosti postupu	33
7.2	Popis uplatnění map	33
7.3	Ekonomické aspekty	34
7.4	Odborné publikace předcházející certifikovanému souboru map	34
8	LITERÁRNÍ ZDROJE	35
9	PŘEHLED POUŽITÝCH SOFTWAREVÝCH NÁSTROJŮ PRO TVORBU MAP	37
10	MAPOVÉ PŘÍLOHY	40





1 ÚVOD

Z hlediska obsahu rizikových látek v půdě je nejlepším opatřením pro budoucnost zabránit dalším nadměrným vstupům rizikových látek do půdy. Zároveň současná odpadová politika v Evropském prostoru podporuje minimalizaci vzniku odpadů, což s rostoucím deficitem přirozených materiálových zdrojů v agro-ekosystémech vede ke změnám v oblasti opětovného využívání alternativních zdrojů. Požadavkem je využití přijatelné pro životní prostředí – tj. hygienické jakosti jak aplikovaného materiálu, tak cílové půdy, což lze ověřit pouze analyticky. Ačkoliv ČR má nebývalé množství informací o hygienickém stavu půdy i komplexní legislativní nástroje ochrany zemědělské půdy, chybí relevantní volně dostupná datová základna poskytující znalostní informace pro rozhodování a jednání vlastníků, rozhodovacích orgánů ochrany půdy a aktérů managementu půdy.

V souboru certifikovaných map jsou představeny výsledky projektu „**SS03010364 Systém na podporu rozhodování při hodnocení kvality půdy z hlediska obsahu rizikových látek v zemědělských půdách České republiky**“, který byl spolufinancován se státní podporou Technologické agentury ČR a Ministerstva životního prostředí v programu Prostředí pro život. Cílem je poskytnout otevřený nástroj pro nezávislou metodickou a informační podporu k hodnocení hygienického stavu půd – tj. nabídnout zdroj věrohodných nezávislých informací o obsazích rizikových látek jako podklad pro přiměřenou ochranu zemědělské půdy v návaznosti na existující legislativní rámec ochrany ZPF. Přiměřená ochrana půdy znamená nejen ochranu před rizikovými vstupy, ale také objektivní nástroje pro rozlišení, kdy obsahy rizikových prvků v půdách a navazujících ekosystémech (sedimenty vodních toků a nádrží) jsou přirozenou vlastností systému.

Cílem tohoto souboru map je zaplnit informační mezeru zveřejněním a interaktivním zpřístupněním mapových podkladů, které vznikly zpracováním dostupných dat pro zemědělské půdy v ČR. Tento soubor map obsahuje nejen vlastní mapové výstupy, ale také zpracovaný postup při tvorbě map, přičemž tyto výstupy byly implementovány do mapové aplikace v rámci interaktivního rozcestníku „**SoilPass = Soil Pollution Assessment**“ (<https://soilpass.vumop.cz/>), který je součástí geoportálu Výzkumného ústavu meliorací a ochrany půdy, v.v.i - <https://geoportal.vumop.cz/>. Systém zahrnuje interaktivní mapovou aplikaci, která může sloužit nejen k identifikaci oblastí se zvýšenými obsahy, ale také oblastí nezatížených či s deficitem biogenních stopových prvků. Mapové výstupy zobrazené v tomto souboru map a zpřístupněné ve webovém rozcestníku jsou výsledkem inovativní kombinace maximálně možného rozsahu relevantních záznamů získaných k datu ukončení projektového řešení („BAD – best available data“) a jejich využití pro nalezení nejvhodnější řešení pro prostorovou predikci použitím nejnovějších poznatků v oblasti digitálního mapování půd (tj. „BAT – best available techniques“). Mapové podklady jsou v aplikaci zobrazovány tak, aby uživatel dostal maximálně objektivní i srozumitelnou informaci o výsledcích prediktivního mapování, včetně hodnocení inherentní nejistoty tohoto modelování.





2 VSTUPNÍ DATA PRO CÍLOVÉ ANALYTY

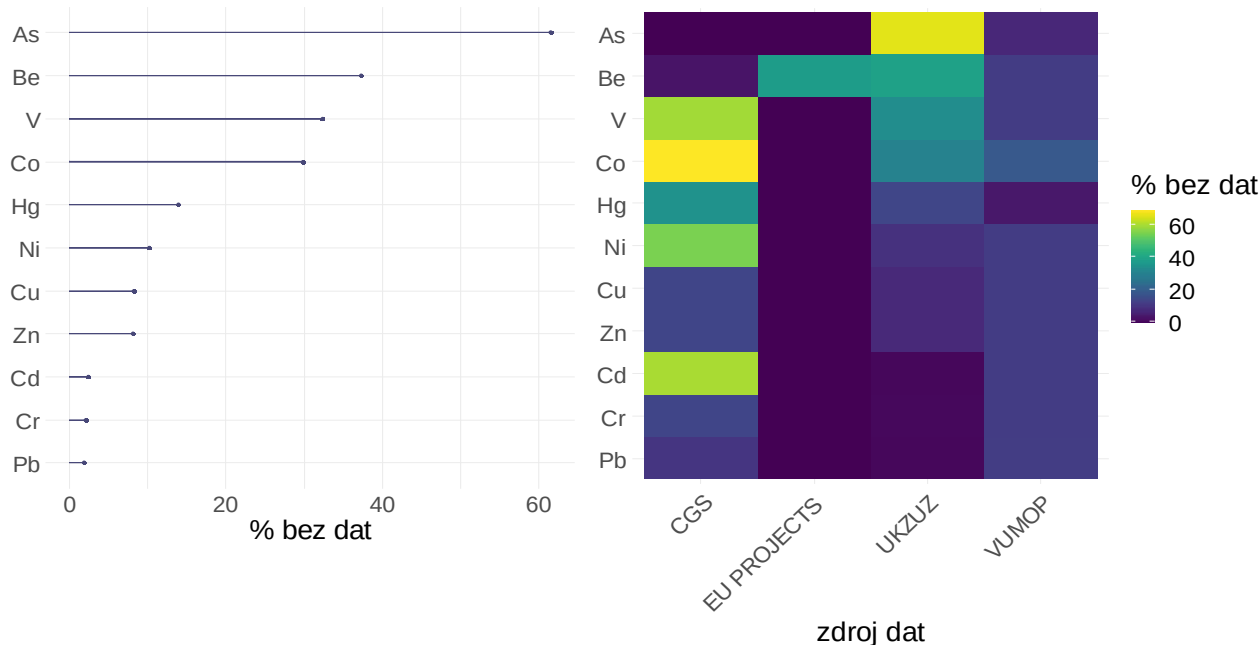
Řešení projektu bylo založeno na shromáždění nejlepších možných dat v ČR pro prediktivní geochemický model - tj. zapojit „BAD – best available data“ pro nalezení nejvhodnějších řešení pro prostorovou predikci (tj. vybrat „BAT – best available technique“).

Získání relevantních dat znamenalo nejen shromáždění dat z různých zdrojů, ale také jejich harmonizaci, neboť pro optimální řešení pokrytí znakového prostoru a interakcí kovariantních proměnných bylo přistoupeno ke kombinování dat pocházejících z různých vzorkování dostupných v ČR. Z hlediska harmonizace dat se navržený postup lišil mezi skupinou rizikových prvků a skupinou perzistentních organických polutantů. Zatímco u skupiny rizikových prvků znamenal harmonizační postup zejména regresní přepočítání koncentrací na jednotný analytický normativ, kterým je v ČR dle platné legislativy (Vyhláška č. 153/2016 Sb.) pseudototální obsah po rozkladu lučavkou královskou, při přípravě dat sumárních ukazatelů pro perzistentní organické polutanty znamenal harmonizační postup zejména jednotný přístup k hodnotám pod mezí detekce jednotlivých analytů při tvorbě jejich sumárních ukazatelů.

2.1 Harmonizace dat koncentrací rizikových prvků z různých datových zdrojů

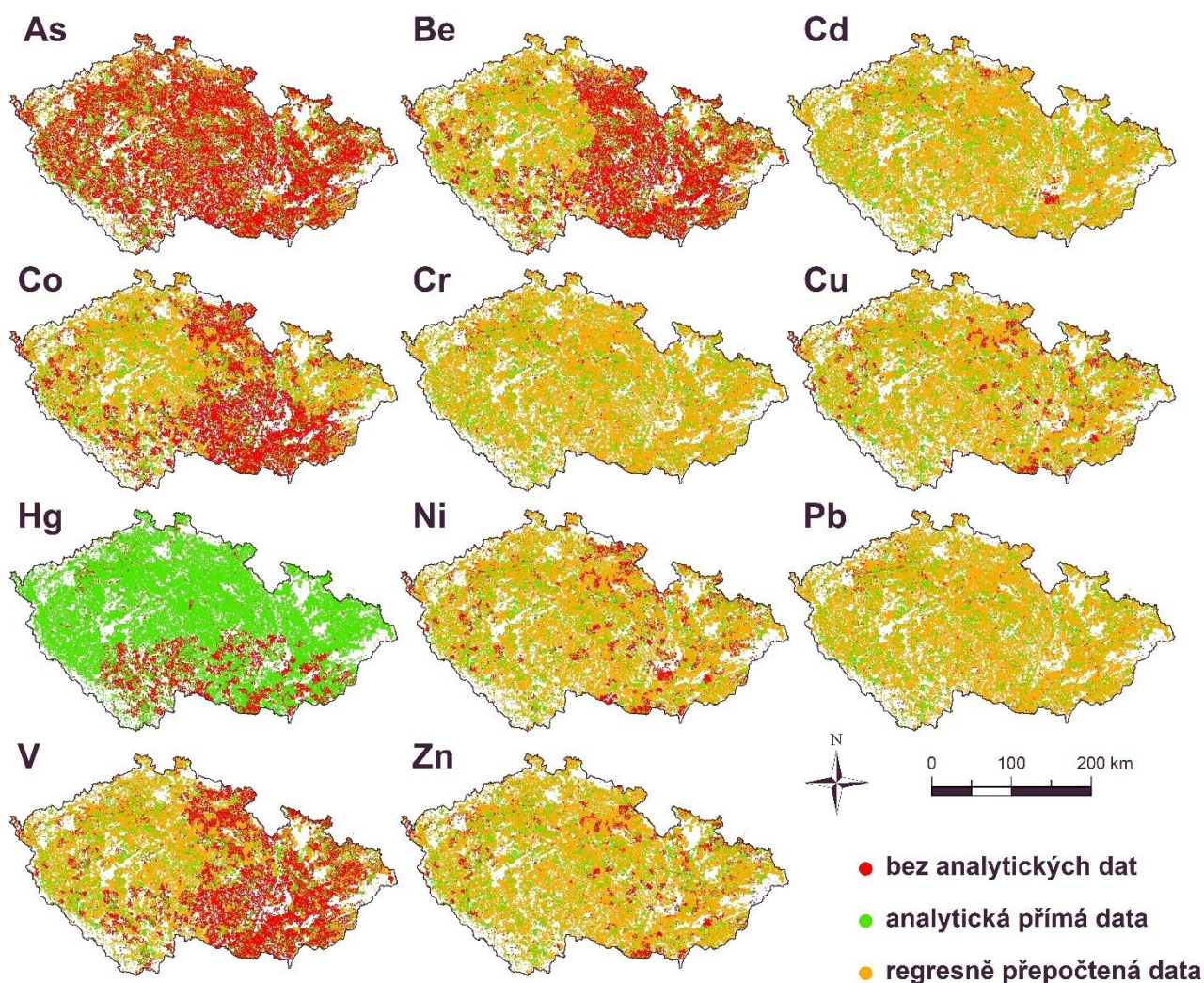
Výsledná databáze koncentrací rizikových prvků obsahuje analytické záznamy ze 68 233 vzorkovacích lokalit z různých zdrojů – viz Obr. 1.

Obr. 1. Vstupní databáze – přehled kompletních a nekompletních analytických dat v konečné verzi databáze dle jednotlivých zdrojů dat (Česká geologická služba, ÚKZÚZ, VÚMOP, EU PROJECTS = data GEMAS, FOREGS, INTERREG)



Je potřeba zmínit, že jsou v databázi lokality s kompletním i nekompletním analytickým záznamem – tzn., že záznam stanovení všech cílových prvků (As, Be, Cd, Co, Cr, Cu, Hg, Ni, Pb, V, Zn) je pouze na cca 1/3 lokalit (21 874 lokalit), tedy na 2/3 lokalit je analyticky stanoven alespoň jeden prvek a alespoň jeden prvek z cílového seznamu v analytických záznamech chybí. Poměrové zastoupení chybějících hodnot pro jednotlivé prvky v celém souboru dat v členění dle jednotlivých zdrojů dat je znázorněno na Obr. 2. Rozmezí počtu vzorků jsou tudíž různá u jednotlivých prvků s rozpětím <25 991, 67 076>. Nejčetnější vzorkování je k dispozici pro Pb, naopak nejmenší je soubor pro As (Obr. 2).

Obr. 2. Vstupní databáze koncentrací pro modely – přehled kompletních a nekompletních analytických dat v konečné verzi databáze v členění na data bez analytického záznamu (ke vzorku není žádné analytické stanovení pro daný prvek), analytická přímá data (ke vzorku je analytický výsledek přímo z extrakce prvků lučavkou královskou nebo celkový obsah Hg) a regresně přepočtená data (ke vzorku je k dispozici přepočtená koncentrace z analytického záznamu získaného jiným extrakčním postupem než lučavkou královskou)





Z hlediska vztahu k platné legislativě lze datové vstupy použité v projektu rozdělit na dvě obecné skupiny:

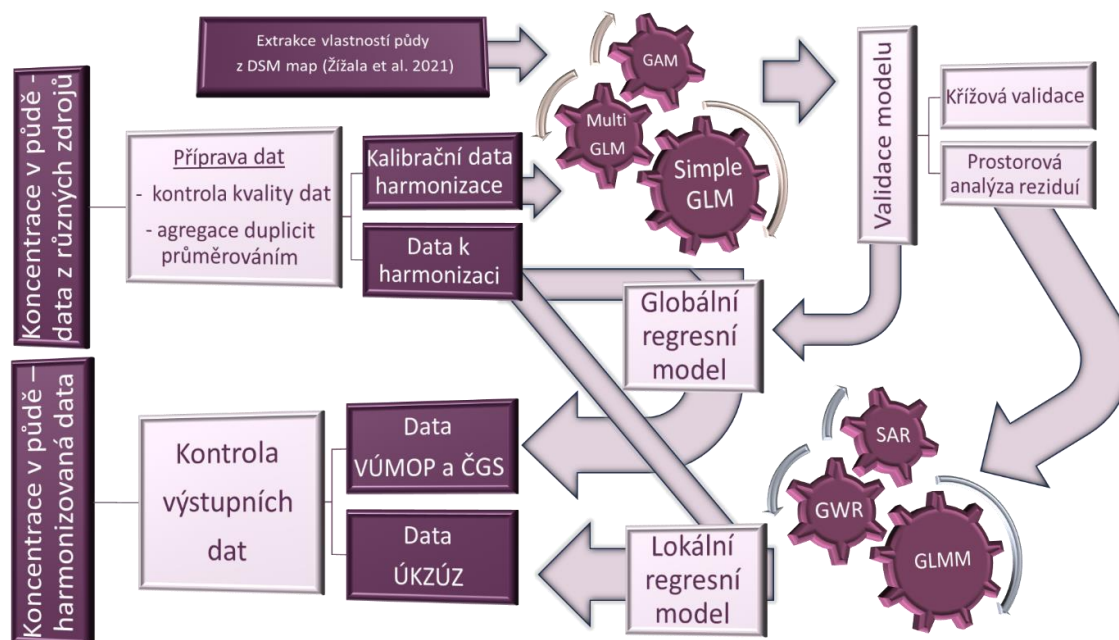
- 1) Data, která se svým analytickým postupem shodují s legislativně danými postupy pro hodnocení obsahu prvků v zemědělských půdách dle platné vyhlášky č. 153/2016 Sb. - tj. jsou výsledkem rozkladu vzorku (tj. převedení do roztoku) pomocí mineralizace lučavkou královskou:
 - výsledky Ústředního kontrolního a zkušebního ústavu zemědělského (ÚKZÚZ) z Bazálního monitoringu půd (BMP) a Registru kontaminovaných ploch (RKP) od roku 1998
 - výsledky z přeshraničního projektu – Rizikové látky v půdě ve vztahu k životnímu prostředí – přeshraniční základy ochrany půdy (Bavorsko – Česká republika),
 - výsledky z Mezinárodních evropských projektů FOREGS (SALMINEN et al. 1998) a GEMAS (REIMANN et al. 2014).
 - výzkumná data z činnosti VÚMOP
- 2) Data, které nejsou výsledkem extrakčního postupu shodného s legislativními požadavky. Jedná se zejména o
 - data Ústředního kontrolního a zkušebního ústavu zemědělského (ÚKZÚZ) z Bazálního monitoringu půd (BMP) a Registru kontaminovaných ploch (RKP) do roku 2009 - parciálního rozklad půdní matrice chladnou 2 mol/l kyselinou dusičnou dle ZBÍRAL et al. (2004).
 - data z litogeochemické databáze (ČGS 1997) pro půdy – archivní analytické údaje o chemickém složení vzorků půd odebraných v rámci různých regionálních geochemických průzkumů, geologického mapování a výzkumu České geologické služby – výsledky klasickou celkovou (tříkyselinovou) mokrou extrakci prvků s analytickou koncovkou ICP nebo AAS a méně výsledky z nedestruktivní analýzy rentgenovou fluorescenční analýzou (RFA).
 - data z Monitoringu cizorodých látek, - kombinace celkového obsahu pomocí tříkyselinové extrakce HNO_3 , HClO_4 , HF (ISO 14869-1:2001) a dále parciálního rozkladu půdní matrice chladnou 2 mol/l kyselinou dusičnou (ZBÍRAL et al. 2004).

U druhé skupiny dat byla nutná harmonizace dat na obsah v lučavce královské. Při regresním řešení bylo postupováno v různých krocích dle typu dat (viz schéma) – obecně byly preferovány, pokud to bylo možné, modely prostorově citlivé regresní kalibrace (data ÚKZÚZ), kde tzv. **geograficky vážená regrese - GWR** (FOTHERINGHAM et al. 2014) prokázala dobré vlastnosti (zlepšení míry spolehlivosti přepočtu, nižší výpočetní náročnost, možnost regionalizace míry spolehlivosti), nicméně u některých dat byla provedena méně robustní harmonizace (pouze globálním regresním modelem – data Monitoringu cizorodých látek a Litogeochemická data).





Obr. 3. Obecné kroky pracovního postupu pro odvození spolehlivých přepočtových rovnic mezi jednotlivými extrakty v jednotlivých datových zdrojích



Robustní harmonizace vstupních dat byla provedena zejména z důvodů navazující modelové fáze, která spoléhá na datově-založené metody strojového učení, které predikují spolehlivě uvnitř znakové prostoru – tj. při jeho dobrém pokrytí dostatečným počtem vzorků s kvalitní (spolehlivou) informací. Přičemž při prediktivním modelování geochemických obsahů prvků v půdě se setkávají jednak analytická a ekonomická náročnost stanovení stopových prvků klasickým rozkladem na mokré cestě a jednak potřeba pokrytí celé řady environmentálních a geografických prediktorů charakterizující zranitelnost půdy ke znečištění. Výsledky regresní harmonizace dat z různých zdrojů jsou uvedeny v tabulkách 1 a 2. Z výsledků lze dojít k závěrům, že transformační modely měly relativně vysokou míru shody přepočtených hodnot s reálně naměřenými („goodness of fit“) v křížové validaci. Relativně úspěšnější přechodové modely byly ve všech datových zdrojích odvozeny pro chalkogenní prvky (Cu, Co, Pb) spíše než pro litofilní prvky (Ni, Cr, V) a As, Cd. Pokud byl kromě parciálního obsahu (extrakce kyselinou dusičnou) k dispozici i celkový obsah (data VÚMOP), rozdíly mezi chalkogenními a litofilními prvky nebyly tak významné. Rozdíly mezi jednotlivými modely jsou marginální – zahrnutí půdních vlastností ve vícenásobném lineárním modelu (MULTI) a jejich interakční vztahy s extrakty v zobecněném nelineárním modelu (GAM) mělo marginální efekt na výsledky modelu. Naopak prostorově citlivé GWR modely byly z hlediska přepočtu citlivější k lokálním vlastnostem půd a vedly ke zlepšení přepočtových kalkulací. Začlenění prostorové složky do regresního modelu (při dostatečném počtu dat) vedlo k eliminaci zbytkové (reziduální) prostorové autokorelace patrné v neprostorových modelech (Moran I v Tab. 1 a 2).



Tab. 1. Data ÚKZÚZ - koeficienty determinace a hodnocení prostorové autokorelace reziduí pro hodnocení vhodnosti modelu regresního přepočtu mezi daty z extrakce lučavkou královskou a kyselinou dusičnou (data kalibrace = data pro kalibraci modelu, data přepočet = výsledný počet přepočtených dat modelem) – srovnání 4 modelů

	Data kalibrace	Simple R^2	Multi R^2	GAM R^2	GWR R^2	Simple – reziduální Moran I*	Multi – reziduální Moran I*	GAM – reziduální Moran I*	GWR – reziduální Moran I*	Data přepočet
As	7 142	0.51	0.52	0.59	0.81	0.25	0.23	0.24	-0.007	5 235
Be	7 142	0.62	0.62	0.64	0.85	0.23	0.23	0.21	0.07	21 926
Cd	7 142	0.63	0.64	0.68	0.79	0.15	0.14	0.15	-0.008	46 077
Co	7 142	0.84	0.85	0.87	0.91	0.24	0.19	0.13	-0.006	27 779
Cr	7 142	0.71	0.76	0.78	0.86	0.23	0.14	0.14	-0.007	46 068
Cu	7 142	0.71	0.72	0.75	0.87	0,33	0,28	0.22	-0.006	41 827
Ni	7 142	0.72	0.75	0.78	0.88	0.33	0.21	0.17	-0,008	40 741
Pb	7 142	0.84	0.84	0.84	0.89	0.10	0.10	0.09	0.008	46 095
V	7 142	0.68	0.73	0.75	0.85	0.29	0.18	0.18	-0.006	25 717
Zn	7 142	0.61	0.62	0.67	0.82	0.30	0.28	0.21	-0.005	41 875

Tab. 2. Data Monitoringu cizorodých látek v potravinovém řetězci MZe – míra spolehlivosti přepočtu dat pro jednotlivé prvky vyjádřená koeficientem determinace z křížové validace – srovnání 3 testovaných modelů pro přepočty logaritmicky transformovaných koncentrací z celkového (tříkyselinového rozkladu) na obsah v lučavce královské s využitím kovariantní proměnné (obsah v kyselině dusičné)

	Data kalibrace	Simple R^2	Multi R^2	GAM R^2	Výsledný počet dat po harmonizaci
As	160	0.72	0.72	0.74	3 979
Be	160	0.71	0.69	0.70	3 775
Cd	160	0.74	0.72	0.74	3 542
Co	160	0.95	0.95	0.96	3 086
Cr	160	0.88	0.88	0.93	3 707
Cu	160	0.98	0.97	0.98	3 707
Ni	160	0.91	0.91	0.92	3 441
Pb	160	0.90	0.90	0.91	3 730
V	160	0.85	0.86	0.88	3 413
Zn	160	0.97	0.97	0.97	3 707





Je třeba ještě zmínit, že pro prvek Hg nebyly potřeba žádné přepočty, neboť je ve všech zdrojích stanovován jako celkový obsah na základě AMA metody bez potřeby mineralizace vzorku, který je založen na principu generování par kovové rtuti tepelným rozkladem vzorku ve spalovací trubici s následným zachycením a fixací na zlatém amalgamátoru, opětovným tepelným vypuzením a detekcí. Proto na Obr. 2 lze pro rtuť sledovat pouze přímá analytická nebo chybějící data.

2.2 Harmonizace dat koncentrací perzistentních organických polutantů z různých datových zdrojů

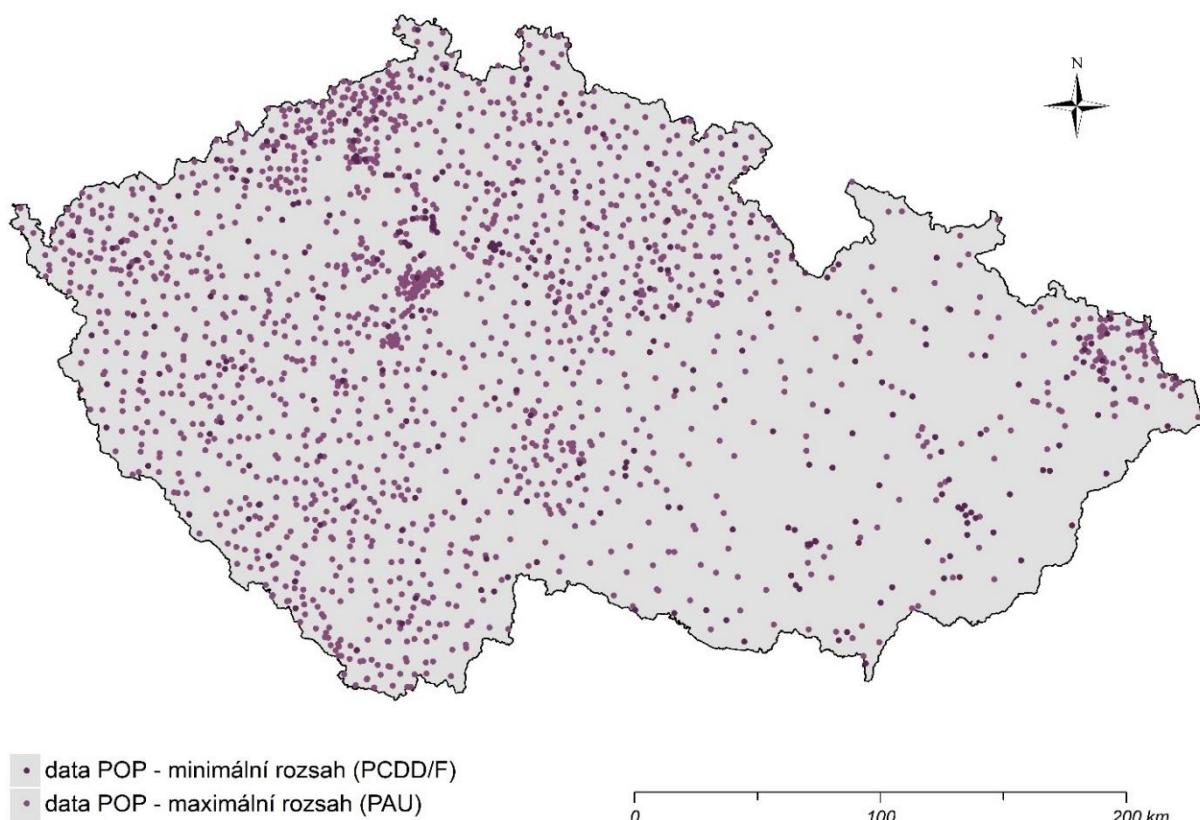
Samostatně byly sestavována databáze obsahu organických polutantů v půdách ČR ze čtyřech klíčových zdrojů – databáze výsledků z Monitoringu cizorodých látek v potravním řetězci, který pro MZe provádí VÚMOP, databáze z periodických analýz na stálých plochách Bazálního monitoringu půd, dále analytická stanovení z přeshraničního projektu – Rizikové látky v půdě ve vztahu k životnímu prostředí – přeshraniční základy ochrany půdy (Bavorsko – Česká republika) realizovaného v rámci programu Iniciativy Evropských společenství INTERREG IIIA a v neposlední řadě z výzkumných dat VÚMOP v.v.i. Na rozdíl od rizikových prvků nebyla potřeba harmonizace analytických dat z hlediska úprav vzorku různým rozkladem matrice. Nicméně výsledky dat pocházejí z analýz z různých kampaní, kde se mírně měnila citlivost výsledné analytické koncovky (různé detekční limity analytického stanovení). Pro účely prediktivního mapování projektu byly vybrány analyty, které jsou v současné legislativě o ochraně ZPF závazně regulovány limity, přičemž ve většině případů jsou limity stanovené jako sumární ukazatele:

- **SUMA PAU** – suma polycyklických aromatických uhlovodíků jako suma 12 jednotlivých PAU – antracen, benzo(a)antracen, benzo(b)fluoranthén, benzo(k)fluoranthén, benzo(a)pyren, benzo(ghi)perylen, fenantren, fluoranthén, chrysen, indeno(1,2,3-cd)pyren, naftalen, pyren
- **SUMA PCB** – suma 7 jednotlivých indikačních kongenerů polychlorovaných bifenylů – PCB 28 + PCB 52 + PCB 101 + PCB 118 + PCB 138 + PCB 153 + PCB 180
- **SUMA DDT** – suma o',p - a p',p- izomerů DDT a jeho metabolitů DDE, DDD
- **SUMA HCH** – suma alfa + beta + gama izomerů HCH
- **HCB** – obsah hexachlorbenzenu – jednotlivý nesumární ukazatel
- **SUMA PCDD/F** – přepočet sumy sledovaných 17 kongenerů na mezinárodní toxický ekvivalent I-TEQ (7 polychlorovaných dibenzo-p-dioxinů (PCDD): 2,3,7,8-T4CDD, 1,2,3,7,8-P5CDD, 1,2,3,4,7,8-H6CDD, 1,2,3,6,7,8-H6CDD, 1,2,3,7,8,9-H6CDD, 1,2,3,4,6,7,8-H7CDD, 1,2,3,4,6,7,8,9-08CDD, 10 polychlorovaných dibenzofuranů (PCDF): 2,3,7,8-T4CDF, 1,2,3,7,8-P5CDF, 2,3,4,7,8-P5CDF, 1,2,3,4,7,8-H6CDF, 1,2,3,6,7,8-H6CDF, 1,2,3,7,8,9-H6CDF, 2,3,4,6,7,8-H6CDF, 1,2,3,4,6,7,8-H7CDF, 1,2,3,4,7,8,9-H7CDF, 1,2,3,4,6,7,8,9-08CDF)



Při přípravě dat sumárních ukazatelů byl proveden vždy součet jednotlivých látek do sumárního ukazatele, přičemž byl přijat jednotný přístup k hodnotám pod detekčním limitem – všechny hodnoty pod detekčními limity byly nahrazeny 0.65 násobkem detekčního limitu a započteny do sumárního ukazatele. Tento násobek detekčního limitu byl prokázán jako kompromisní odhad koncentrací, který dobře zachovával kompoziční strukturu dat (ALBALADEJO & MARTÍN-FERNÁNDEZ 2013). Nicméně zejména u starších dat z Monitoringu cizorodých látek v potravním řetězci byly detekční limity poplatné soudobým možnostem analytiky s významně nižší přesností, a tedy vyššími limity detekce – proto data, která měla významně vyšší hodnoty detekčních limitů byla ze souboru určeného pro výsledné prediktivní modelování vyloučena. Data z periodického monitoringu ploch BMP probíhají v periodických cyklech a jsou k dispozici vícečetná pozorování pro danou lokalitu z různých let – do prediktivního modelu jsou tato data agregována časovým průměrem z jednotlivých roků sledování. Zastoupení hodnot pod detekčním limitem se lišilo mezi jednotlivými látky/skupinami látek – zastoupení těchto hodnot bylo vyšší pro sumární ukazatele PCB, HCH, PAU, u kterých bylo procentuální zastoupení alespoň jednoho dílčího analyt pro sumární ukazatel mezi 50 a 60 %, nižší hodnoty byly sledovány pro jednotlivý parametr HCB (49 %) a skupinu pesticidů typu DDT a metabolitů (26 %).

Obr. 4. Celkový přehled pokrytí celého území ČR výslednou databází vzorků s alespoň jedním záznamem pro parametry ze skupiny perzistentních organických polutantů





Celkem bylo tedy v databázi 2 130 lokalit, přičemž analytické údaje nejsou podobně jako u prvků vždy kompletní – nejuplněnější jsou data k parametru Suma PAU (1999 lokalit), ostatní analyty se pohybují mezi 1500 a 1990 záznamy s výjimkou parametru I-TEQ PCDD/F s nízkou hustotou vzorkování (277 lokalit). Obecně analýza kongenerů PCDD/F patří k instrumentálně i ekonomicky nejnáročnějším a legislativní nařízení stanovuje jejich analýzou pouze v odůvodněných případech.

3 VSTUPNÍ DATA – KOVARIANTNÍ PROMĚNNÉ POUŽITÉ PRO TVORBU PREDIKTIVNÍCH MODELŮ

Použitý model náhodných lesů je založen na kvantifikování vztahů mezi modelovanou proměnnou a prediktory ve známých bodech, které pak slouží k predikci modelované proměnné v bodech, kde cílovou informací o modelované proměnné neznáme. Výběr prediktorů je tedy velmi zásadní. Z hlediska pochopení prostorové distribuce znečišťujících látek jsou důležité zejména interakce mezi faktory: zdroje kontaminace, distribuční mechanismy, vlastnosti kontaminantů a sorpční vlastnosti půdy – úplný přehled parametrů použitých pro celorepublikové nasazení ukazuje Tab.3.

Tab. 3. Přehled použitých prediktorů (předpona S – půdní parametry sorpční predispozice, P – prediktory geologické/substrátové variace, C – faktory klimatické, R – odvozené parametry digitálního modelu terénu, A – antropizační tlaky, N – faktory geografické pozice)

	PREDIKTORY	OZNAČENÍ	POPIS	TYP DAT
1	Půdní typ	S_PUDNI_TYP_REKAT_M	Půdní typ, mapa půdních typů 1 : 200 000, ČZU	Kategorický
2	Obsah oxidovatelného uhlíku	S_COX	Obsah půdního oxidovatelného uhlíku (Cox) jako indikátor obsahu organické hmoty v půdě	Spojitý
3	Nadmořská výška	R_ELEV ⁶	Nadmořská výška dle národního modelu DMR 4G v pravidelné síti 5 × 5 m	Spojitý
4	Svažitost	R_SLOPE ⁶	Rastr změny nadmořské výšky mezi pixely odvozená z národního modelu DMR 4G.	Spojitý
5	Profilové zakřivení	R_CURVPROF ⁶	Rastr změny sklonu svahu po spádnicí – určení svahů na nichž dochází k akceleraci odtoku, resp. k akumulaci transportovaného materiálu odvozený ze DMR 4G.	Spojitý
6	Tangenciální (horizontální) zakřivení	R_CURVTANG ⁶	Rastr zakřivení ve směru tečny vrstevnice tedy kolmo ke spádnicí k určení boční akceleraci (rozbíhavost vodních toků) odvozený ze DMR 4G.	Spojitý
7	Akumulace odtoku (	R_FLOWACC ⁶	Rastr počtu buněk (příspěvkovou plochu), ze kterých odtéká voda do dané buňky.	Spojitý
8	Délka odtoku	R_FLOWPATH ⁶	Rastr sumy planárních délek odtokových cest z dané buňky odvozený ze DMR 4G	Spojitý





	PREDIKTORY	OZNAČENÍ	POPIS	TYP DAT
9	LS factor	R_LSFACOR ⁶	Rastr s hodnotami LS faktoru revidované universální rovnice ztráty půdy – Revised Universal Soil Loss Equation – RUSLE (WELTZ et al. 1987). L je faktor délky svahu a S sklonu svahu odvozený ze DMR 4G.	Spojité
10	Vícerozměrný index plochosti údolí	R_MRVBFI ⁶	Rastr identifikuje dna údolí na základě jejich plochosti a nízké nadmořské výšky v různých měřítkových úrovních DMT (GALLANT & DOWLING 2003) odvozený ze DMR 4G.	Spojité
11	Index topografické pozice	R_TPI ⁶	Rastr relace nadmořské výšky daného pixelu s průměrnou nadmořskou výškou definovaného okolí – odvozený ze DMR 4G.	Spojité
12	Topografický vlhkostní index	R_TWI ⁶	Rastr tendence akumulace vody, resp. tendence odtoku vody působením gravitační síly v pixelu (QUINN et al. 1991) odvozený ze DMR 4G.	Spojité
13	Index síly toku	R_SPI ⁶	Rastr vyjadřující intenzitu působení gravitační síly na odtok v každém pixelu (MOORE et al. 1991) odvozený ze DMR 4G.	Spojité
14	Záplavové území	R_FLOODPLAIN	Území je ve vymezené záplavové zóně dle data DIBAVOD (©VÚV T.G.Masaryka)	Kategorický – binární
15	Retenční vodní kapacita potenciální	S_RVK_reclas_M	Retenční vodní kapacita – kategorizace dle jednotky BPEJ – dle zpracování VÚMOP	Kategorický
16	Geologické podloží	P_HORNINA_REKAT_M	Geologický substrát – agregace substrátu do kategorií dle nezakryté geologické mapy GEOČR500 © Česká geologická služba 1:500 000	Kategorický
17	Vzdálenost k nejbližšímu zlomu	P_FAULT_DISTANCE	Vzdálenost k nejbližší tektonické poruše dle databáze zlomů v geologické mapě GEOČR500 © Česká geologická služba	Spojité
18	Hustota tektonických poruch	P_FAULT_DENSITY	Odvozený rastr hustoty lineárních tektonických poruch dle geologické mapy GEOČR500 © Česká geologická služba	Spojité
19	Geofyzikální data gravimetrická	P_GRAVIMETRY	Rastr úplných Bouguerových anomálií (ÚBA) – tj. rozdíl naměřené hodnoty tíhového zrychlení v daném bodě a normálního tíhového zrychlení	Spojité
20	Geofyzikální data magnetometrická	P_MAGNETOMETRY	Rastr magnetických anomálií vyjádřená parametrem ΔT , kdy od naměřené hodnoty totální geomagnetické indukce T odečtou hodnoty denních variací a hodnotu referenčního pole RP (IGRF) pro dané místo	Spojité
21	Geofyzikální data radiometrická	P_RADIOMETRY	Rastr anomálií radioaktivity hornin v podobě úhrnné aktivity gama z letecké radiometrie.	Spojité
22	Hustota úložišť těžebního odpadu	P_MINERAL_EXPLORE	Odvozená hustotní mapa úložišť těžebního odpadu z ložisek metalického zrudněním z bodových dat úložných míst těžebního odpadu (databáze © Česká geologická služba) - bodová data těchto ložisek byla využita pro jádrové vyhlazení pomocí prostorově-flexibilní funkce adaptivního Abramsonova (ABRAMSON 1982) kernelu podle DAVIES & BADDELEY (2018).	Spojité
23	Průměrná roční teplota	C_TEMPER	Průměrná roční teplota z let 2009–2018 vypočítaná v rozlišení 500 x 500 metrů metodou orografické interpolace z 90 klimatických stanic ČHMÚ	Spojité





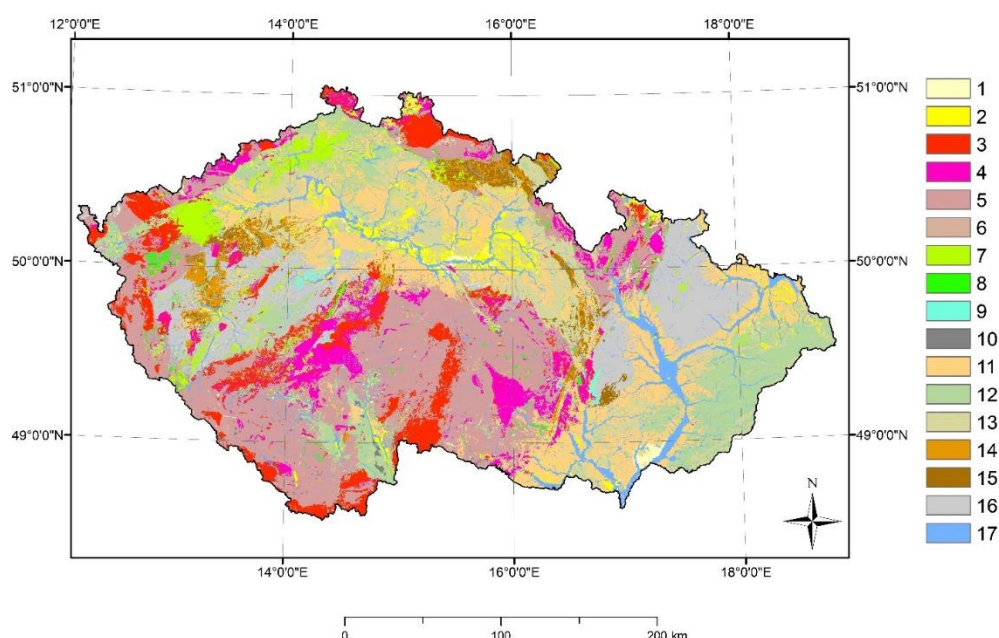
	PREDIKTORY	OZNAČENÍ	POPIS	TYP DAT
24	Průměrné roční srážky	C_PRECIPIT	Průměrné roční srážky z let 2009–2018 vypočítané v rozlišení 500 x 500 metrů metodou orografické interpolace z 90 klimatických stanic ČHMÚ	Spojité
25	Průměrná roční evapotranspirace	C_EVAPOT	Průměrná roční suma evapotranspirace z let 2009–2018 vypočítaná v rozlišení 500 x 500 metrů metodou orografické interpolace z 90 klimatických stanic ČHMÚ	Spojité
26	R factor (USLE)	C_RFACTOR	Regionalizovaná erozní účinnost deště – klimatická predispozice k eroznímu smyvu půdy	Spojité
27	Koncentrace znečištění v ovzduší	A_ATMO_IMISIION_As	Rastr ročních průměrných koncentrací arzenu (víceleté průměry), © Český hydrometeorologický ústav Informační systém kvality ovzduší (ISKO) (BARTOŇOVÁ 2004)	Spojité
28	Koncentrace znečištění v ovzduší	A_ATMO_IMISIION_Cd	Rastr ročních průměrných koncentrací kadmia (víceleté průměry), © Český hydrometeorologický ústav Informační systém kvality ovzduší (ISKO) (BARTOŇOVÁ 2004)	Spojité
29	Koncentrace znečištění v ovzduší	A_ATMO_IMISIION_Ni	Rastr ročních průměrných koncentrací niklu (víceleté průměry), © Český hydrometeorologický ústav Informační systém kvality ovzduší (ISKO) (BARTOŇOVÁ 2004)	Spojité
30	Koncentrace znečištění v ovzduší	A_ATMO_IMISIION_Pb	Rastr ročních průměrných koncentrací olova (víceleté průměry), © Český hydrometeorologický ústav Informační systém kvality ovzduší (ISKO) (BARTOŇOVÁ 2004)	Spojité
31	Koncentrace znečištění v ovzduší	A_ATMO_IMISIION_PM10	Rastr ročních průměrných koncentrací (víceleté průměry) suspendovaných částic PM ₁₀ v ovzduší - © Český hydrometeorologický ústav Informační systém kvality ovzduší (ISKO) (BARTOŇOVÁ 2004)	Spojité
32	Koncentrace znečištění v ovzduší	A_ATMO_IMISIION_BaP	Rastr ročních průměrných koncentrací benzo(a)pyrenu (víceleté průměry), © Český hydrometeorologický ústav Informační systém kvality ovzduší (ISKO) (BARTOŇOVÁ 2004)	Spojité
33	Intenzita nočního osvětlení	A_NIGHT_LIGHT_URBAN	Rastr průměrné intenzity viditelného nočního umělého osvětlení z mozaiky (night light image) z bezoblačných družicových snímků (ELVIDGE et al. 2017) – míra urbanizace a koncentrace antropických tlaků	Spojité
34	Hustota dopravních sítí	A_TRAFFIC_KERNEL	Odvozený rastr intenzity dopravní zátěže z hustoty dopravních sítí vážených mírou průměrné intenzity v jednotlivých kategoriích pozemních komunikací.	Spojité
35	Intenzita zemědělské činnosti	A_AGRO_INTENZITY	Rastr vyjadřující charakter a intenzitu zemědělské činnosti v letech 1996–2020 – kategorie kontinuální orná půda, kontinuální travní porost, střídání kultur, intenzivní trvalé kultury (vinice, chmelnice) minimálně 1 x v období (zdroj: LPIS)	Kategorický
36	Geografické obalové vzdálenosti	N_Q1-NQ20	Rastr vzájemných vzdáleností jednotlivých vzorků dané třídy určených kvantily hodnot modelované proměnné (20 kvantilových tříd = 20 prediktorů) - prostorová struktura dat adaptací přístupu popsaného HENGLE et al. (2018), kdy použití obalových vzdáleností okolo pozorování trénovacího souboru (tzv. buffer distance map) bylo adaptováno pro velké množství vstupních data využitím vzdáleností ke skupinám bodů vytvořených tříd (kvantilů) modelovaných proměnných	Spojité



Z výše uvedeného výčtu použitých kovariantních proměnných si zaslouží bližší pozornost zejména následující skupiny prediktorů:

- I) Všechny parametry reliéfu (indexovány R) byly odvozené z digitálního modelu reliéfu (ZABAGED® - Digitální model reliéfu České republiky 4. generace: DMR 4G), přičemž jednotlivé parametry kvantifikují tvar reliéfu jako předpoklad různých změn v depozici rizikových látek. Bylo testováno také využití různých měřítkových úrovní na základě dekompozice měřítka převzorkováním měřítka dolů a zpět nahoru na původní rozlišení pomocí tzv. Gaussovských pyramid (BEHRENS et al. 2018), nicméně při výsledném použití predikce do gridu 160 x 160 m se ukázala dostačující pouze jednoduchá parametrizace reliéfu na daném měřítku bez použití více oktáv.

Obr. 5. Geografické rozšíření 17 agregovaných jednotek půdotvorných substrátů v ČR



1 = Extrémně silikátové horniny (písky, váté písky, kvarcity, porcelanity, terasové šterkopísky, glacio-fluviály); 2 = Vysoce silikátové horniny – terasy kyselé, morény, silně křemité pískovce; 3 = Středně silikátové horniny (granity, ryolity, silikátové tufy); 4 = Nízko silikátové horniny (granodiority, dacity, syenity, monzogranity); 5 = Intermediální horniny kyselejší (fylity, svory, migmatity, erlany, ruly, granulity); 6 = Intermediální horniny bazické (monzonity, trachy-andezity, andezity, diority, fonolity); 7 = Mafické horniny (gabro, dolerity, bazalty, bazaltové tufy); 8 = Ultramafické horniny (skarny, amfibolity, peridotity, serpentinity); 9 = Vápnité zpevněné horniny (vápence, dolomity, travertiny); 10 = Organické sedimenty (rašeliny, slatiny); 11 = Vápnité eolické sedimenty (spraše, prachovice); 12 = Terciérní a Mezozoické sedimenty marinní i pevninské - lehčí psamity; 13 = Terciérní a Mezozoické sedimenty marinní i pevninské - těžší - psefitické; 14 = Permokarbonské sedimenty těžší - pelity; 15 = Permokarbonské sedimenty lehčí - psamity + rytmičné střídání; 16 = Paleozoické a kulmské tmavé břidlice; 17 = Nivní bezkarbonátové i karbonátové sedimenty



- II) Pro potřeby prediktivního mapování byly vytvořeny rastrové podklady agregovaných skupin půdotvorných substrátů (P_HORNINA_REKAT_M). Pro využití geologických podkladů byla využívána kombinace několika zdrojů z geologického mapování (nezakryté geologické mapy ČR) a pedologického mapování (mapování půdotvorných substrátů). V České republice jsou k dispozici jednak Geologická mapa ČR 1: 500 000 (GEOČR500 © ČESKÁ GEOLOGICKÁ SLUŽBA), a dále podrobné mapy v měřítku 1:50 000 (GEOČR50 © ČESKÁ GEOLOGICKÁ SLUŽBA). GEOČR50 kombinuje chronostratigrafické a litostratigrafické jednotky, která poskytuje velmi detailní členění, což z hlediska numerického modelování za použití kategorických rastrů není vhodné (příliš mnoho kategorií neumožňuje dobré pokrytí jednotlivých kategorií dostatečným počtem vzorků). Nicméně lze je využít jako informační zdroje při agregaci jednotek do širších kategorií. Druhým zdrojem dat byly vektorizované mapy půdotvorných substrátů z Komplexního průzkumu půd (KPP – VÝZKUMNÝ ÚSTAV MELIORACÍ A OCHRANY PŮD). Pro dobré pokrytí substrátových podmínek jsme použili oba zdroje. Přednostně byla použita data z KPP, pokud tato data nebyla k dispozici, byla použita data dle GEOČR500. Při použití dat z obou zdrojů byly vždy využity atributové informace zdroje k zařazení substrátů do 17 agregovaných kategorií, které byly vytvořeny tak, aby odrážely potenciální změny chemismu půd – tj. obsahy silikátové složky a bazických iontů v případě vyvřelých a metamorfovaných hornin a genetický původ spolu se zrnitostním složením u sedimentárních hornin.
- III) Pro lepší parametrizaci litologické variability podloží bylo využito doplňkových numerických proměnných z geofyzikálních měření pro potencionální zpřesnění litologie. Pro geofyzikální průzkumné práce je k dispozici rozsáhlý soubor metod, které využívají k diagnostice geotechnického prostředí fyzikálních polí, kdy cílem je zapojit geofyzikální anomálie pro rozlišení nehomogenity horninového prostředí. V rámci projektu bylo využito následujících fyzikálních projevů, tj. fyzikálních anomálií horninového prostředí:
- anomálie tíhového zrychlení, tedy rozdíl naměřené hodnoty tíhového zrychlení v daném bodě a normálního tíhového zrychlení zejména tzv. úplné Bouguerovy anomálie (ÚBA), kdy se mimo odpočtu normálního tíhového zrychlení (referenčního elipsoidu WGS-84) ještě zavádějí opravy na „volný vzduch“ (Fayova redukce), oprava na Bouguerovu desku (Bouguerova redukce), topografická korekce, oprava na zakřivení Země (Boulardův člen).
 - magnetické anomálie vyjádřená parametrem ΔT , kdy od naměřené hodnoty totální geomagnetické indukce T (detekce magnetické rezonance jádra protonovým magnetometrem) se odečtou hodnoty denních variací a hodnotu referenčního pole RP (IGRF) pro dané místo.
 - anomálie radioaktivity hornin v podobě úhrnné aktivity gama z letecké radiometrie, která může dobře odrážet také inhomogenity horninového prostředí

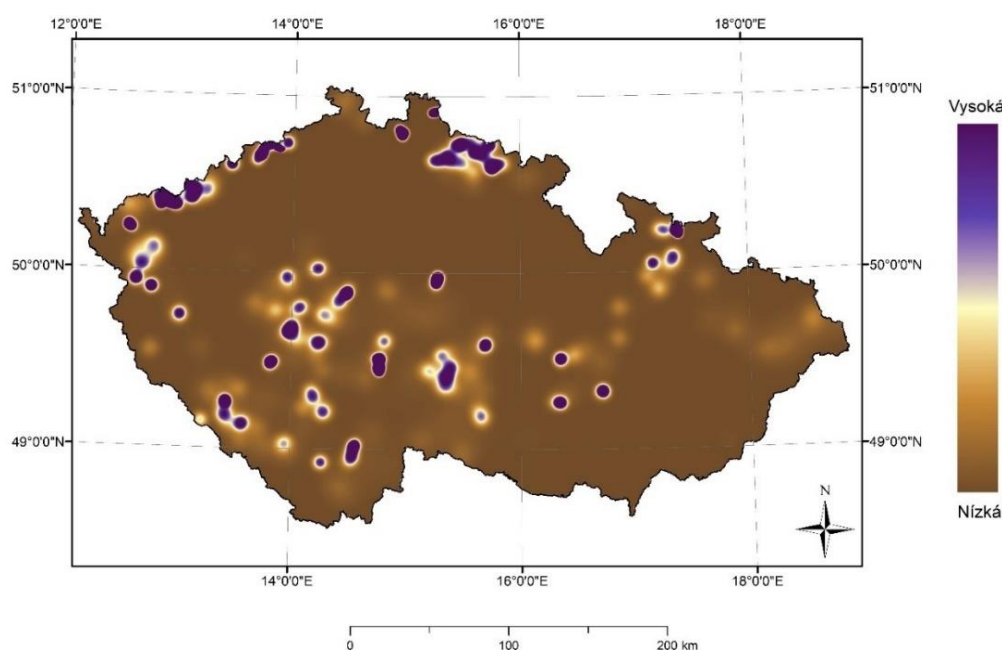
Výběr byl proveden na základě zkušeností ze zahraničních studií, kdy KIRKWOOD et al. (2016) na příkladu Jižní Anglie prokázali, že využitím pouze doplňkových parametrů z DPZ, derivátu DMT a leteckého geofyzikálního průzkumu lze úspěšně predikovat obsahy některých prvků v sedimentárních horninách.



Podobně WILFORD et al. (2016) zjistili, že zapojením doplňkových parametrů z geofyzikálních metod umožňuje přesnější predikční povrch, který může zachytit variabilitu ve velkém detailu.

- IV) Pro lepší parametrizaci geochemické variability podloží byly připraveny odvozené rastrové podklady pro vzdálenost k nejbližší tektonické poruše (P_FAULT_DISTANCE), jejich hustota (P_FAULT_DENSITY) a hustota úložišť těžebního odpadu (P_MINERAL_EXPLORE). Rastr hustoty úložišť těžebního odpadu vznikl hledáním optimálního řešení jádrové odhadu hustoty z bodových dat úložných míst těžebního odpadu (databáze © Česká geologická služba). Poskytnutá databáze byla na základě analytických dat z těles vybraných úložišť filtrována na typy ložisek, kde docházelo ke zvýšeným obsahům cílových rizikových prvků s konečným výběrem na ložiska polymetalického zrudnění, zlatonosné rudy, železné rudy, antimonové rudy, cín-wolframové rudy, měděné rudy, rtuťnaté rudy a niklová rudy. Bodová data těchto ložisek byla následně využita pro testování několika algoritmů jádrového vyhlazení, přičemž dle výsledků srovnání byla upřednostněna jádrová vyhlazení s prostorově-flexibilní funkcí adaptivního Abramsonova kernelu (1982) podle DAVIES & BADDELEY (2018).

Obr. 6. Hustota těžebních aktivit, která vznikla na základě jádrové odhadu hustoty z bodových dat úložných míst těžebního odpadu (databáze © Česká geologická služba).

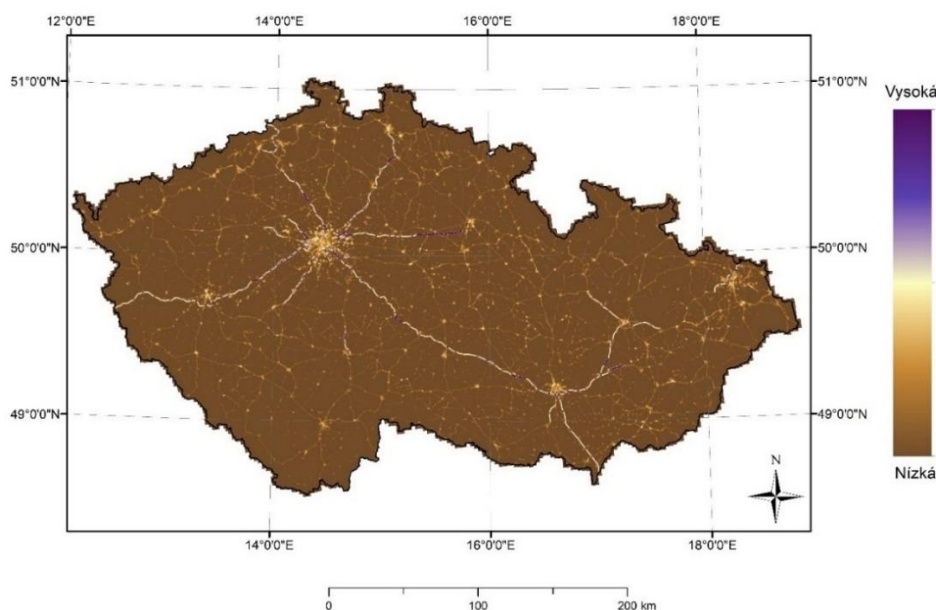


- V) Zemědělství ovlivňuje distribuční mechanismy přímou aplikací rizikových látek do půd prostřednictvím závlahy znečištěnou vodou, dotací hnojiv a pomocných půdních látek se zvýšenými obsahy rizikových látek (hnojiva, komposty, čistírenské kaly, sedimenty) či ošetřením produkce ve specifických produkčních kulturách (chmelnice, vinice) přípravky na ochranu rostlin. Proto vhodným doplňkovým parametrem byl převažující typ zemědělského využití půdy v

cílovém predikčním pixelu. Pro zahrnutí tohoto parametru byla využívána archivní data LPIS za jednotlivé roky v časové řadě 1996–2020, kdy plochy vzorkovaných půd a cílového prediktivního gridu byly kategorizovány do 4 kategorií: na plochy, které byly v datových setech v jednotlivých letech vedeny vždy jako orná půda, resp. jako travní porost, dále plochy, které v daném období byly zaznamenány alespoň jednou jako chmelnice či vinice, a dále zbytek ploch, kde se kultury v různých letech střídaly (kromě uvedených ploch chmelnic a vinic).

- VI) Pro lepší parametrizaci antropogenně podmíněných atmosférických vstupů rizikových látek/prvků do půdy bylo využíváno kombinace – zmíněných parametrů reliéfu (expozice) s využitím klimatických (srážkových) dat a výsledků monitorování znečišťujících látek v ovzduší v rámci Informačního systému kvality ovzduší (ISKO) (BARTOŇOVÁ 2004). Na základě měření z pozemních stanic jsou v systému poskytovány vektorové výstupy – plošné mapy (v síti 1x1 km) pětiletých průměrných koncentrací znečišťujících látek, které mají stanoven imisní limit jsou veřejně dostupné na portálu www.chmi.cz. Byly tedy využity jak přímé informace o imisních vstupu pro konkrétní látky (benzo(a)pyren, As, Cd, Ni, Pb), tak pětileté průměry parametru PM10, tj. průměrné obsahy suspendovaných částic, které i přes existující variabilitu chemického složení mohou posloužit jako dobrým indikátorem potenciální atmosférické zátěže.

Obr. 7. Odvozený rastr intenzity dopravní zátěže z hustoty dopravních sítí vážených mírou průměrné intenzity v jednotlivých kategoriích pozemních komunikací pomocí jádrového vyhlazení liniový prvků silniční sítě (zdroj databáze silniční sítě - © ZABAGED).

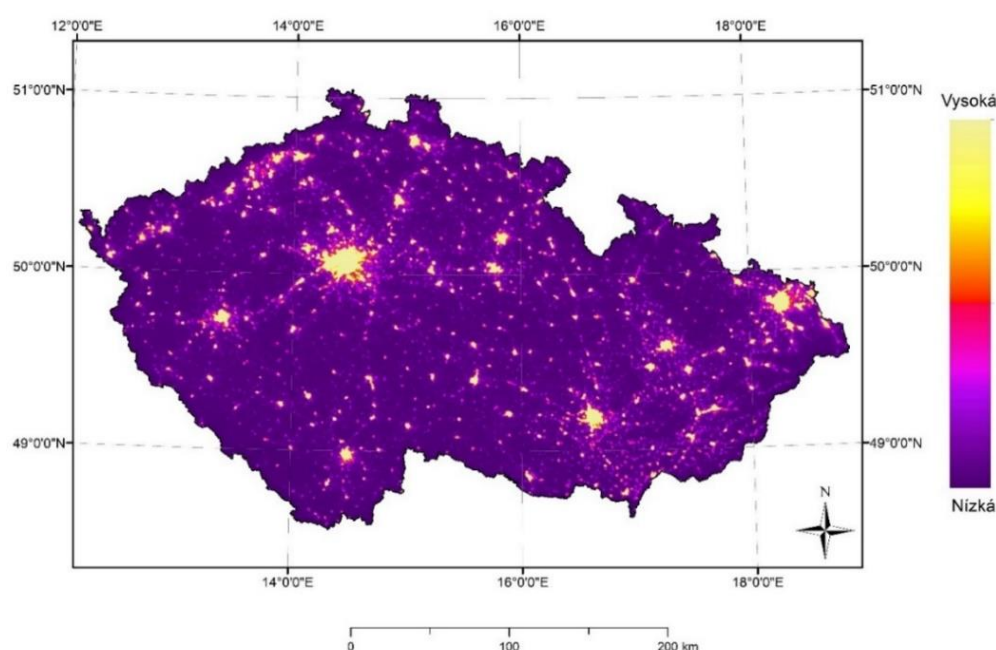


- VII) Podobně se na zvýšených zátěžích mohou kromě stacionárních emisních zdrojů podílet mobilní spalovací zdroje – zejména doprava. Pro parametrizaci tohoto zdroje je využito vektorových podkladů silniční a dálniční sítě, které jsou pomocí jádrového vyhlazení s vážením pro intenzitu

dopravy (třídy silnic) převedeny na hustotní pole intenzity dopravy pro jednotlivé pixely predikčního povrchu (A_TRAFFIC_KERNEL).

VIII) Obecně lze předpokládat, že pravděpodobnost antropogenních zátěží, zejména těch průmyslových, roste v urbánních a periurbánních oblastech. V urbánních oblastech narůstá nejen množství potenciálních zdrojů (koncentrace průmyslu, hustoty obyvatel a dopravy), ale také jejich variabilita. Míru urbanizace lze dobře parametrizovat dálkovým průzkumem Země pomocí intenzity umělého jasu noční oblohy z osvětlení (ELVIDGE et al. 2017).

Obr. 8. Světelná intenzita noční oblohy jako vhodný parametr pro vymezení míry urbanizace území – zdroj dle (ELVIDGE et al. 2017)



IX) V neposlední řadě byla využita prostorová struktura dat adaptací přístupu popsaného HENGLEM et al. (2018), kdy použití obalových vzdáleností okolo pozorování trénovacího souboru (tzv. „buffer distance map“) bylo adaptováno pro velké množství vstupních data využitím vzdáleností ke skupinám bodů vytvořených tříd (kvantilů) modelovaných proměnných. Použití metod strojového učení pro mapování půdních vlastností se v obecném pojetí dá označit jako neprostorový přístup pro prostorovou predikci, jelikož modelujeme na jednotlivých naměřených bodech vztah cílové proměnné a parametrů prostředí, které mají prostorový kontext, ale souřadnice vzorků a prostorová struktura dat jsou během odhadu modelových parametrů většinou ignorovány, což může vést k suboptimálním výsledkům predikce (HENGLE et al. 2018). Proto formalizace prostorové komponenty může být užitečná, zejména v situacích, kdy gradienty environmentálních prediktorů neúplně vystihují prostorové autokorelační trendy.



Tab. 4. Matice využití jednotlivých kovariantních proměnných pro výsledné prediktivní modely koncentračních a pravděpodobnostních modelů pro jednotlivé parametry hygienického stavu půdy

*	As	Be	Cd	Co	Cr	Cu	Hg	Ni	Pb	V	Zn	PAU	DDX	HCH	PCB	HCB	PCDD/F
1	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
2	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	✓	✓	✓	✓	✓	✓
3	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
4	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
5	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
6	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
7	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
8	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
9	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
10	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
11	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
12	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
13	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
14	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
15	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
16	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	-	-	-	-
17	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	-	-	-	-
18	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	-	-	-	-
19	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	-	-	-	-
20	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	-	-	-	-
21	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	-	-	-	-
22	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	-	-	-	-
23	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
24	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
25	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓



26	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
27	✓	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
28	-	-	✓	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
29	-	-	-	-	-	-	-	✓	-	-	-	-	-	-	-	-	-
30	-	-	-	-	-	-	-	-	✓	-	-	-	-	-	-	-	-
31	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
32	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	✓	✓	✓	✓	✓	✓
33	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
34	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
35	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
36	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
*	As	Be	Cd	Co	Cr	Cu	Hg	Ni	Pb	V	Zn	PAU	DDX	HCH	PCB	HCB	PCDD/F

* pořadové číslo doplňkových kovariantních proměnných dle Tab. 3

✓ kovariantní proměnná byla využita při trénování prediktivního povrchu daného parametru

Všechny odvozené vstupní rastrové podklady, pokud byly vytvářeny přímo pro účel prediktivního mapování, byly vytvořeny již v cílovém rozlišení predikčního gridu (160 m). Převzaté rastrové podklady, které byly v jiném rozlišení byly upraveny převzorkováním do cílového rozlišení pomocí algoritmu bilineární interpolace, která využívá výpočtu váženého průměru ze 4 hodnot v síti 2x2 nejbližších hodnot, přičemž nejdříve se lineárně interpolují hodnoty v pomocných bodech na spojnici mezi body pravidelné sítě, následně se lineárně interpoluje mezi pomocnými body cílové místo. Řada programových prostředků má různá omezení na velikost dat (např. použitý model QRF trénovaný v prostředí R softwaru v knihovně „caret“ má omezenou predikci na 4 milióny řádků). Proto je nutné větší území rozdělit na dlaždice a výpočet paralelizovat pro efektivní výpočet. Při použitém rozlišení (160 x 160 m) vychází rozdělení území ČR na 23 pravoúhlých dlaždic a v těchto dlaždicích lze pak provádět výslednou predikci modelu dle natrénovaného modelu. Pro každou dlaždici byly extrahovány hodnoty prediktorů pro všechny pixely zemědělské půdy.

4 OBECNÝ METODICKÝ POSTUP TVORBY KONCENTRAČNÍCH MODELŮ

Pro nalezení nejlepších modelových řešení (BAT) bylo využíváno pokročilých algoritmů strojového učení („machine learning“), které umožňují automaticky extrahovat („naučit se“) cenné informace z trénovacích dat, a naučené vzory aplikovat na prediktivní modelování mimo trénovací data. V případě (geo)chemického prediktivního mapování jsou tyto vzory odvozovány na základě vztahu mezi půdními





obsahy a dalšími popisnými proměnnými životního prostředí postihující půdně-geologické, klimatické, geomorfologické podmínky či parametrizující zdroje a vstupy prvků a cizorodých látek do prostředí. Při tvorbě map byl používán algoritmus kvantilové formy náhodných lesů– „Quantile Regression Forest“ (QRF) (MEINSHAUSEN 2006), jehož výhodou je schopnost odhadnout kvantily modelované proměnné pro všechna místa predikce, a tím získat i distribuční parametry pravděpodobné hodnoty cílové proměnné. Modely QRF byly trénovány pro rizikové prvky navíc ve vážené formě z důvodu zohlednění spolehlivosti dat při kombinování regresně přepočtených i přímo naměřených dat v prediktivních modelech.

V procesu tvorby (geo)chemického prediktivního modelu jsou prováděny 3 hlavní kroky: a) kalibrace a vytvoření modelu, tedy odhad modelových parametrů (příprava modelu a ladění hyperparametrů pro metody strojového učení); b) predikce v neměřených bodech a tvorba predikční mapy a c) vyjádření nejistoty spojené s predikcí, kvantifikace chyby predikce a vytvoření mapy odchylky chyby predikce.

- a) Datově založené modely jako použitý model kvantilových náhodných vyžadují ze strany uživatele nastavení parametrů modelu, jejichž správnost ovlivňuje přesnost predikce. V oblasti strojového učení hovoříme o tzv. hyperparametrech, tedy parametrech, které ovlivňují učící proces, které nejsou ovlivněny trénováním a nastavuje je uživatel předem. Pokud uživatel nezná informaci o vhodném nastavení těchto parametrů z předchozích modelů, je potřeba přistoupit k tzv. ladění hyperparametrů („*tunning*“) v trénovací fázi, tedy procesu vyhledání optimální konfigurace jejich hodnot, kde základním principem je opakované trénování modelu s různými hodnotami hyperparametrů a hodnocení optimálního nastavení hyperparametrů za účelem vyhodnocení relativní přesnosti modelů v závislosti na nastavení hyperparametrů. Tato fáze byla v pilotní studii provedena pomocí tzv. náhodného přístupu ladění (BERGSTRA & BENGIO 2012), konkrétně ve 20 opakování (tj. dvacetkrát s jinými hyperparametry), přičemž v každé iteraci byl model pro potřeby křížové validace trénována dvacetpětkrát. Celkem byl tedy model trénován pětsetkrát za sebou. Nejlepší model byl vybrán na základě nejnižší hodnoty RMSE, tj. odmocniny střední kvadratické chyby, která udává celkovou průměrnou chybu predikce v jednotkách náhodné veličiny počítanou dle vzorce (HENGL et al. 2018):

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{n}} \quad 1)$$

,kde $\hat{y}_i$ je predikovaná hodnota veličiny, y_i je odpovídající pozorovaná hodnota a n je celkový počet validačních bodů. Na základě zvoleného pravidla nejmenší RMSE) je vybrán natrénovaný model s nejlepším nastavením hyperparametrů. Nejlepší nastavení hyperparametrů je takové, které vede k nejpřesnější predikci modelované proměnné na trénovacích bodech v rámci křížové validace. Pro trénování modelu nejsou používána všechna data, ale je proveden tzv. data split (80:20), kdy 20 % dat není použito pro trénování (kalibrování) modelu, ale je ponecháno stranou pro výslednou validaci modelu. Modely QRF byly trénovány u rizikových prvků využitím





vážené varianty, která penalizuje regresně přepočtená data oproti přímo naměřeným zapojením spolehlivosti přepočtu jako vah. Všechna data, pro která nebyl regresní přepočet mezi daty nutný, jsou tedy výsledkem analytického stanovení po rozkladu vzorku pomocí mineralizace lučavkou královskou, vstupovala do prediktivních modelů plnou vahou, tj. 1. Zatímco data přepočtená regresní analýzou měla snížené váhy na vstupu do modelu, a to úměrně míře spolehlivosti přepočtu vyjádřené koeficientem determinace příslušného regresního modelu (jednotné R^2 v případě použití globálního regresního modelu či lokalizovaný R^2 z geograficky vážené regrese jako regionální ukazatel míry spolehlivosti modelu).

- b) Natrénované modely s nejlepším nastavením hyperparametrů byly použity pro per-pixel predikci jednotlivých půdních vlastností – tj. na základě vztahu mezi prediktory (sekundární enviromentální kovariantní proměnné) a cílovou proměnnou kvantifikovanou natrénovaným modelem, je následně při znalosti hodnot všech prediktorů v každém pixelu území proveden odhad pixelové hodnoty cílového parametru (v případě QRF metody nejen střední mediánové hodnoty predikce, ale i její horní a dolní odhad). Výsledkem je predikční mapa cílových parametrů v rastrovém rozlišení velikosti pixelu vstupních dat.
- c) Důležitou a nedílnou součástí výsledných rastrových map jsou míry přesnosti predikce, které jsou prezentovány pomocí globálních měr úspěšnosti modelů na základě validace po rozdělení dat (validace pomocí % primárních dat odejmutých z trénování modelu) a rovněž mapami potenciální chyby predikce v jednotlivých bodech rozsahem predikčního intervalu. Globální míry přesnosti predikce byly stanoveny z rozdílů predikovaných a skutečně naměřených hodnot v souboru dat odejmutých z primárního vzorku před trénováním modelu (v tomto případě 20 % dat, avšak je třeba zdůraznit, že v našem případě, kdy máme k dispozici dva typy dat – skutečně analyticky naměřené koncentrace a regresně přepočtené koncentrace – byl vzorek 20 % odejmutých dat vždy vybírán pouze z hodnot skutečně měřených, tedy z primárních dat, které byly měřené v legislativně závazné extrakci pomocí lučavky královské). Pro hodnocení globální kvality modelu byly používány metriky střední kvadratické chyby (RMSE) počítané jak z trénovacích dat, tak i čistě z validačních dat (tj. validací rozdělením dat a použitím oddělených 20% dat) dle vzorce 1). Dále byla vyčísleny hodnoty koeficientu determinace R^2 jako těsnost vztahu (korelace) mezi naměřenými a modelovanými hodnotami a dále metrika tzv. Nash–Sutcliffeho koeficientu účinnosti modelu – MEC (NASH & SUTCLIFFE 1970) vyjadřující zlepšení modelu proti nulovému modelu (průměr dat) dle vzorce 2).

$$MEC = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2}} \quad 2)$$

Výhodou QRF je schopnost odhadnout i kvantily modelované proměnné pro všechna místa predikce (tj. pixely rastru predikovaného území), což ve výsledku dává odhad kumulativní distribuční funkce modelované proměnné. Praktickou výhodou je možnost z extrémních





kvantilů (0,05 a 0,95) odvodit horní a dolní odhad hodnoty modelované proměnné, a tedy i predikční interval, který s 90% pravděpodobností pokryje skutečnou hodnotu modelované proměnné v každém pixelu. Takto určená šířka intervalu je také lokální mírou nejistoty predikce. Modely založené na regresních stromech umožňují také výpočet důležitosti nezávislých proměnných (tzv. „*variable importance*“ - V_{imp}), který lze využít pro případnou redukci jejich počtu, a tím snížit výpočetní náročnost. Pořadí a relativní hodnota V_{imp} znázorňuje, jaké prediktory jsou informačně hodnotné pro přesnou predikci, a tím pádem významně snižují hodnotu nejistoty modelu. Významnost prediktorů je kalkulována obecně na základě randomizace, kdy náhodnou permutací (tzv. „*permutace out-of-bag pozorování*“) predikující proměnné je přerušena její vazba s výslednou proměnnou. Pokud je prediktor důležitý se silnou vazbou na cílovou proměnnou měla by randomizace permutací hodnot tohoto prediktoru ovlivnit negativním způsobem chybu modelu. Metoda permutace out-of-bag pozorování má řadu vhodných vlastností, zejména odhad vlivu každého prediktoru samostatně, avšak zkoumá i interakce mezi nimi a není náchylná ke zkreslení rozdílným měřítkem prediktorů (STROBL et al. 2017). Obecným principem je srovnání výsledků pozorování u m-tého prediktoru zatíženého šumem (randomizovaného permutací) s reálnou hodnotou pozorování, přičemž pokles přesnosti predikce stromu (MSE – tj. „*mean square error*“ = střední kvadratické chyby), který nastane po randomizaci pozorování, je zprůměrován přes všechny stromy, normalizován směrodatnou odchylkou a je použit jako měření významnosti prediktorů (BREIMAN 2001). Je potřeba mít na paměti, že při vstupu kategorických proměnných do modelu modelování je nutný jejich převod na tzv. „*dummy variables*“ (binární proměnné). Tzn., že nelze jednoduše kvantifikovat vliv proměnné jako celku, nýbrž pouze vliv konkrétní kategorie, což částečně ztěžuje srovnání vlivu spojitých a kategorických proměnných.

5 OBECNÝ METODICKÝ POSTUP TVORBY PRAVDĚPODOBNOSTNÍHO MODELU

Kromě výsledného koncentračního modelu, tj. predikce koncentrací, byl na stejných kovariantních proměnných trénován model pravděpodobnostně indikátorový. Tento model nejprve převádí všechny záznamy v databázi na binární indikátor (0/1) dle toho, zda (ne)překračují příslušnou limitní hodnotu podle Vyhlášky č. 153/2016 Sb. Následný model byl natrénován jako vážený regresní QRF model pomocí identické sestavy kovariantních proměnných. Výsledkem jsou hodnoty mezi 0 a 1, které lze interpretovat jako pravděpodobnost, že je příslušná limitní hodnota překročena. Zde se opět přístup mírně lišil mezi skupinou rizikových prvků a perzistentních organických polutantů. Zatímco organické polutanty byly modelovány přímo využitím jedné sady indikátorů (tj. binárních hodnot překročení jedné limitních hodnot), u rizikových prvků jsou ve Vyhlášce č. 153/2016 Sb. zakotveny dvě limitní hodnoty v závislosti na půdní textuře (viz Tab. 5), a proto bylo provedeno trénování modelu dvakrát – jednou pro binární indikátor překročení limitní půdy pro běžné půdy a jednou pro binární indikátor překročení limitní hodnoty pro lehké půdy.



**Tab. 5.** Diferenciace limitních hodnot rizikových prvků podle půdní textury dle Vyhlášky č. 153/2016 Sb.

<i>Obsah částic < 0,01 mm [%]</i>	<i>Půdní druhy</i>	<i>Označení dle vyhlášky</i>	<i>Preventivní limit</i>
0–20	Hlinitopísčité (HP) Písčité (P)	Lehké půdy	Přísnější = nižší hodnota
20–100	Jíl (J) Jílovitá (JV) Jílovitohlinitá (JH) Hlinitá (H) Písčitohlinitá (PH)	Běžné půdy	Vyšší hodnota

Tab. 6. Diferenciace preventivních limitních hodnot jednotlivých prvků dle půdní textury dle Vyhlášky č. 153/2016 Sb.

	As	Be	Cd	Co	Cr	Cu	Hg	Ni	Pb	V	Zn
Běžné půdy	20	2.0	0.5	30	90	60	0,3	50	60	130	120
Lehké půdy	15	1.5	0.4	20	55	45	0,3	45	55	120	105

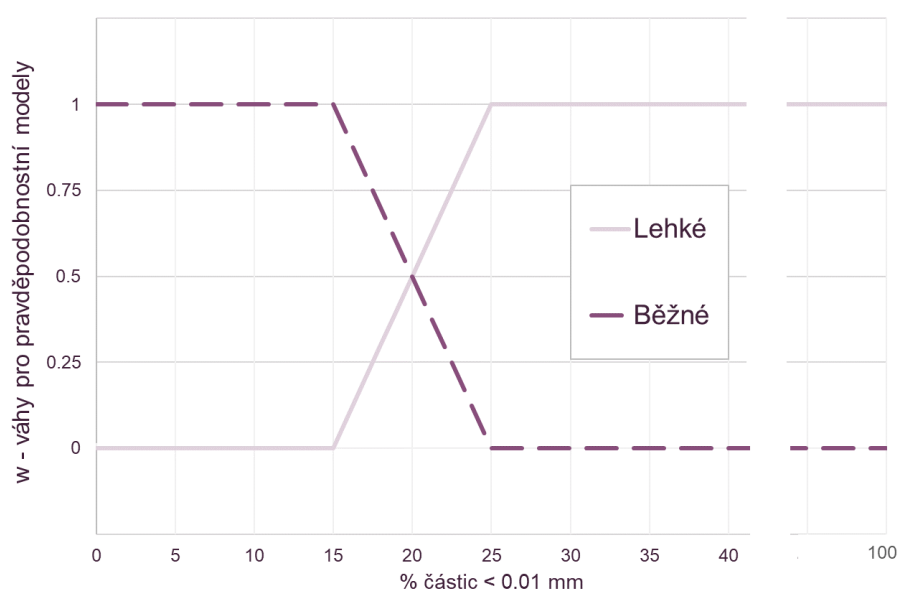
Výsledné pravděpodobnostní povrchy pro prvky byly podmíněně kombinovány do výsledného pravděpodobnostního povrchu překročení příslušné limitní hodnoty. Nejprve na základě mapového vyjádření obsahu částic velikosti <0,01 mm byly půdy rozděleny dle hranice 20 % na kategorie lehkých a běžných půd. Tato mapa vznikla na základě archivních dat základních sond Komplexního průzkumu půd, která obsahovala cca 353 000 záznamů ze stanovení obsahu částic o velikosti <0,01 mm ve vzorcích zemědělských půd. Tato kompoziční data (0–100 %) byla před vlastním prostorovým modelováním transformována pomocí izometrické log-poměrové transformace (EGOZCUE et al. 2013), aby bylo zajištěno uzavření dat do 100 % při následné geostatistické predikci (PAWLOWSKY-GLAHN & EGOZCUE





2016). Jako prediktivní model byl zvolen Empirický Bayesovský kriging, který umožňuje lepší odhad průběhu semivariační funkce pomocí simulací mnoha průběhů semivariogramu na základě opakovaných výběrů z dat, a tím hledání optimálních vah pro následný kriging. Výsledný prediktivní povrch byl zpětnou transformací převeden do původní škály (%) a spočteny metriky kvality predikce. Výsledná prediktivní mapa procentuálního obsahu částic velikosti < 0.01 mm měla RMSE (tj. průměrnou chybu predikce) 5 %. Na základě výsledků predikce a odhadu chyby predikce prostorového modelu obsahu částic byly kombinovány dva výsledné pravděpodobnostní povrchy pro překročení dvou různých limitních hodnot (pro lehké a běžné půdy) dle jednoduchého lineárního meta-modelu vah mezi pravděpodobnostními modely (Obr. 9).

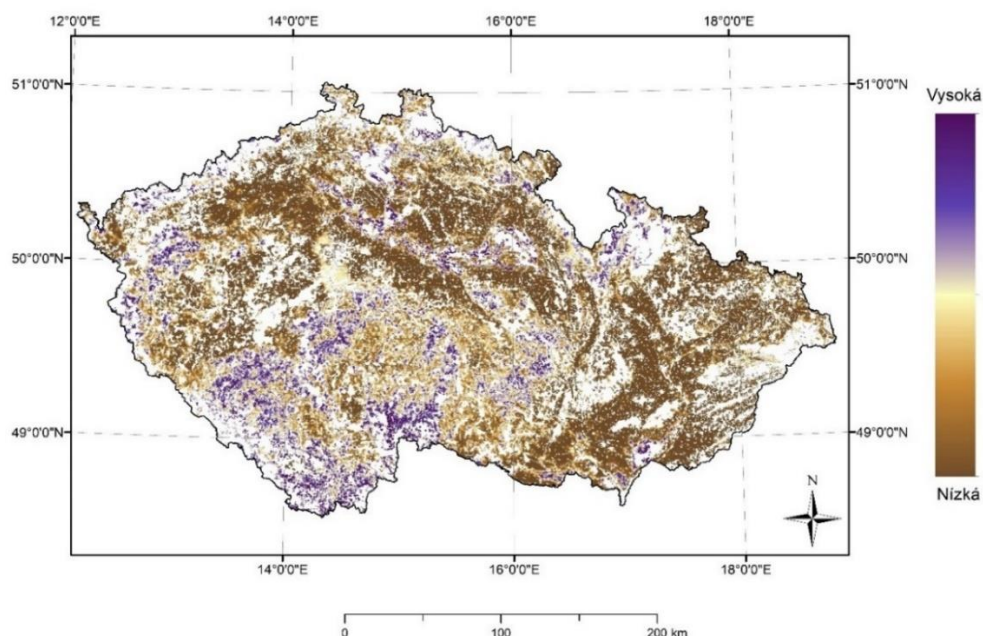
Obr. 9. Vizualizace jednoduchého lineárního meta-modelu pro vážení pravděpodobnostních povrchů překročení limitních hodnot odvozeného dle pravděpodobné půdní textury v členění na lehké a běžné půdy



V rozmezí od nuly do rozdílu hranice lehkých půd se započtením chyby predikce obsahu částic, tedy mezi 0 a 15 % je plná váha přiřazena výsledkům indikátorového pravděpodobnostního QRF modelu pro překročení limitní hodnoty pro lehké půdy, zatímco pro hodnoty od hranice lehkých půd plus chyba predikce a výše (tj. 25–100% obsahu částic $< 0,01$ mm) je jednotková váha na výsledcích indikátorového pravděpodobnostního QRF modelu pro překročení limitní hodnoty pro běžné půdy. V rozmezí od hranice lehkých půd $\pm$ RMSE modelu (tj. v rozmezí 15–25 %) se oba pravděpodobnostní povrchy váží lineární monotónní funkcí. V každém pixelu gridu pro prediktivní model známe pravděpodobnou (modelovou) hodnotu procentuálního zastoupení obsahu částic $< 0,01$ mm, a tím i informaci o limitu, který by tam pravděpodobně měl platit a dle toho je pixelu přiřazena hodnota pravděpodobnosti z odpovídajícího pravděpodobnostního modelu překročení dané limitní hodnoty. Pokud je však hodnota v rozmezí hranice 20 % $\pm$ chyba predikce (5 %), je výsledná pravděpodobnost váženým průměrem hodnot z obou povrchů, kde váhy jsou stanoveny monotónní funkcí dle Obr. 5, Pravděpodobnostní

model pro lehké půdy nabývá v rozmezí 15 – 25 % lineárně klesající váhy od 1 do 0, zatímco pravděpodobnostní model pro běžné půdy nabývá inverzních vah.

Obr. 10. Pravděpodobnost, že půda má obsah částic o velikosti < 0,01 mm nižší než 20 % - modelováno na základě dat KPP (základní sondy)



Součástí mapových výstupů je také prediktivní mapa pravděpodobnosti, že půda bude klasifikována jako lehká (tj. obsah částic menších než 0,01 mm je $\leq 20\%$) – viz. Obr. 10. Tato mapa vznikla také na základě archivních dat základních sond Komplexního průzkumu půd, která obsahovala cca 353 000 záznamů ze stanovení obsahu částic o velikosti <0,01 mm ve vzorcích zemědělských půd. Obsah částic byl převeden na binární indikátor 0 a 1 pro data, která mají obsah částic větší než 20%, resp. menší než 20%. Takto upravená data byla modelována pomocí metod strojového učení opět za využití výběru z řady environmentálních vysvětlujících kovariát a nasazením algoritmu náhodných lesů. Výsledkem je prediktivní mapa pravděpodobnosti platnosti přísnějších limitů pro rizikové prvky – tj. pravděpodobnost naplnění podmínky, že půda je klasifikována jako lehká ve smyslu Vyhlášky č. 153/2016 Sb. Toto mapové vyjádření je také plně dotazovatelné v rámci interaktivního rozcestníku **SoilPass** – uživatel dostane informaci o pravděpodobnosti platnosti různé limitní hodnoty.

6 VÝSLEDKY HODNOCENÍ MODELŮ

Jako nedílná součást map jsou poskytovány míry přesnosti predikce, které jsou dostupné pomocí globálních měr úspěšnosti modelů (hodnoceno za pomoci rozdělení dat na trénovací a validační data – viz bod c) v kapitole 4) a rovněž jsou zobrazovány potenciální chyby predikce v jednotlivých pixelech rastrového gridu formou zobrazení 90% predikčního intervalu. Globální míry přesnosti predikce byly



stanoveny z rozdílů predikovaných a skutečně naměřených hodnot v souboru dat odejmutých z primárního vzorku před trénováním modelu (v tomto případě 20 % dat, avšak je třeba zdůraznit, že v našem případě, kdy máme k dispozici dva typy dat – skutečně analyticky naměřené koncentrace a regresně přepočtené koncentrace – byl vzorek 20 % odejmutých dat vždy vybírán pouze z hodnot skutečně měřených, tj. z primárních dat, které byly měřené v legislativně závazné extrakci pomocí lučavky královské).

Tab. 7. Validační metriky pro kvalitu predikčních výstupů v nezávislé validaci (validační soubor dat) a ve vlastních trénovacích datech (trénovací soubor dat) pro prediktivní modely koncentrací jednotlivých prvků (pozn. hodnoty RMSE v původních jednotkách -tj. mg/kg)

	Validační soubor dat			Trénovací soubor dat		
	RMSE	R ²	MEC	RMSE	R ²	MEC
As	149	0.26	0.07	22.7	0.96	0.92
Be	0.37	0.77	0.59	0.31	0.94	0.88
Cd	0.3	0.55	0.3	0.29	0.89	0.78
Co	4.1	0.75	0.57	1.6	0.96	0.93
Cr	55	0.53	0.28	80.8	0.98	0.95
Cu	33.3	0.42	0.18	7.5	0.94	0.88
Hg	0.39	0.23	0.06	0.47	0.65	0.42
Ni	26.4	0.69	0.48	7.1	0.98	0.93
Pb	21.1	0.83	0.69	12.6	0.97	0.95
V	16.7	0.81	0.65	6.3	0.97	0.94
Zn	30.2	0.66	0.44	13	0.98	0.96

Koeficienty spolehlivosti modelu vyjádřené jako index determinace vztahu mezi naměřenými a modelovanými daty R² a jako MEC ukazují různou míru spolehlivosti modelů jednotlivých prvků. Vysoká spolehlivost byla dosažena pro prvky Be, Co, Ni, Pb, V, střední hodnoty spolehlivosti poté pro prvky Cd, Cr, Cu a nižší spolehlivost pro modely As a Hg. Pokud se podíváme na výsledky modelu v trénovacím souboru, tak validace ukazuje mnohem příznivější výsledky. To značí, že větší chyba predikce se obvykle vyskytuje v místech, která nejsou dobře pokryta trénovacími daty („přetrénování modelu na vstupní data“), nebo se nacházejí v podmínkách, které nejsou vhodně zastoupeny v trénovacím souboru. Tato nízká vyčerpaná variabilita modelu je dána také mimo jiné rozložením hodnot mezi minimem a maximem s velkým rozpětím, přičemž v nízkých/vysokých hodnotách je často nízký počet vzorků pro natrénování modelu. To znamená, že model hůře reprodukuje hodnoty na okrajích distribuce. Dalším zdrojem chyb je využití různých dat slučováním hodnot s různými odběrovými metodami, z různých období, s mírnými diferencemi v hloubkách odběrů a rozdíly v tzv. „support size“ – tj. rozsah plochy, které vzorky odebírané jako směsné, reprezentují. Podíl na nižší věrohodnosti modelu může mít také využití regresně harmonizovaných dat, nicméně ani test modelu pouze s měřenými daty nevedl k příznivějším validačním metrikám. Obecně menší rozdíly pro jednotlivé prvky byly dosaženy pro





metriky indikátorových pravděpodobnostních modelů. Pravděpodobnosti překročení limitních hodnot ukazují stabilnější výsledky jednotlivých modelů.

Tab. 8. Validační metriky pro prediktivní modely pravděpodobností překročení jednotlivých prvků (pozn. hodnoty RMSE ve škále pravděpodobnosti – tj. po násobení 100 udávají chybu pravděpodobnosti vyjádřenou v %)

Lehké půdy	Validační soubor dat			Trénovací soubor dat		
	RMSE	R ²	MEC	RMSE	R ²	MEC
As	0.3	0.72	0.4	0.08	0.95	0.93
Be	0.26	0.6	0.36	0.11	0.96	0.92
Cd	0.29	0.64	0.41	0.11	0.96	0.93
Co	0.19	0.65	0.42	0.07	0.97	0.95
Cr	0.27	0.64	0.41	0.1	0.96	0.93
Cu	0.18	0.64	0.4	0.08	0.93	0.86
Hg	0.13	0.52	0.27	0.08	0.87	0.76
Ni	0.18	0.63	0.39	0.06	0.97	0.94
Pb	0.16	0.67	0.45	0.05	0.98	0.95
V	0.11	0.7	0.49	0.06	0.92	0.84
Zn	0.26	0.61	0.37	0.08	0.98	0.94
Běžné půdy	Validační soubor dat			Trénovací soubor dat		
	RMSE	R ²	MEC	RMSE	R ²	MEC
As	0.26	0.64	0.52	0.13	0.96	0.9
Be	0.3	0.49	0.24	0.09	0.89	0.79
Cd	0.32	0.49	0.32	0.09	0.96	0.92
Co	0.23	0.53	0.29	0.06	0.88	0.77
Cr	0.32	0.48	0.23	0.06	0.96	0.92
Cu	0.14	0.6	0.36	0.06	0.92	0.84
Hg	0.13	0.52	0.27	0.08	0.87	0.76
Ni	0.19	0.6	0.36	0.05	0.98	0.95
Pb	0.14	0.67	0.44	0.04	0.98	0.95
V	0.12	0.68	0.47	0.06	0.91	0.84
Zn	0.28	0.56	0.31	0.06	0.97	0.94

Podobná situace byla sledována pro jednotlivé typy organických polutantů, u kterých lze sledovat střední či vyšší hodnoty spolehlivosti modelu ve validaci rozdělením dat pro většinu skupin látek s výjimkou HCB, kde byla predikce s velmi nízkou spolehlivostí. Výstupy modelu HCB je třeba brát s opatrností a spíše se soustředit na výstupy pravděpodobností překročení limitní hodnoty HCB, které jsou výstupem spolehlivějšího modelu. Podobně jako u rizikových prvků je patrné, že větší chyba predikce se obvykle vyskytuje v místech, která nejsou dobře pokryta trénovacími daty („přetrénování





modelu na vstupní data“), nebo se nacházejí v podmínkách, které nejsou vhodně zastoupeny v trénovacím souboru. Zároveň některé parametry POP se z hlediska legislativních požadavků stanovují pouze v odůvodněných případech, do této skupiny patří kromě HCB, také Σ HCH a ITEQ PCDD/F. Prediktivní povrchy tak mohou být nápomocné pro vymezení oblastí, kde lze považovat doplnění těchto parametrů pro analytická sledování jako odůvodněná.

Tab. 9. Validační metriky pro kvalitu predikčních výstupů v nezávislé validaci (validační soubor dat) a ve vlastních trénovacích datech (trénovací soubor dat) pro prediktivní modely koncentrací jednotlivých organických látek (pozn. hodnoty RMSE v mg/kg pro Σ PAU, ng/kg pro I-TEQ PCDD/F a v $\mu\text{g/kg}$ pro HCB, Σ DDT, Σ HCH, Σ PCB)

	Validační soubor dat			Trénovací soubor dat		
	RMSE	R ²	MEC	RMSE	R ²	MEC
Σ DDT	77.6	0.51	0.26	79.4	0.94	0.88
HCB	17.9	0.1	0.01	63.3	0.78	0.61
Σ HCH	1.69	0.86	0.74	2.1	0.89	0.8
Σ PAU	1.48	0.5	0.25	0.94	0.77	0.89
Σ PCB	67.4	0.52	0.27	33.2	0.97	0.94
ITEQ PCDD/F	1.06	0.62	0.38	1.43	0.8	0.64

Tab. 10. Validační metriky pro prediktivní modely pravděpodobností překročení jednotlivých organických látek (pozn. hodnoty RMSE ve škále pravděpodobnosti – tj. po násobení 100 udávají chybu pravděpodobnosti vyjádřenou v %)

	Validační soubor dat			Trénovací soubor dat		
	RMSE	R ²	MEC	RMSE	R ²	MEC
Σ DDT	0.29	0.33	0.11	0.14	0.96	0.92
HCB	0.13	0.34	0.11	0.11	0.91	0.82
Σ HCH	0.14	0.55	0.3	0.11	0.87	0.75
Σ PAU	0.31	0.4	0.15	0.12	0.97	0.95
Σ PCB	0.22	0.24	0.06	0.12	0.89	0.79
ITEQ PCDD/F	0.21	0.54	0.3	0.14	0.89	0.79

Obecně v případě hodnocení spolehlivosti modelů při jejich praktickém využití doporučujeme sledovat oba typy výstupů – predikce koncentrací i pravděpodobností překročení limitních hodnot. Celkově doporučujeme sledovat jak globální metriky obou povrchů (koncentrační a pravděpodobnostní mapy), tak zejména horní a dolní interval predikce koncentrací (Q5 a Q95), které vymezují šířku predikčního (konfidenčního) intervalu, která ukazuje mimo jiné lokální kvalitu predikce. Širší predikční interval znamená, že jednotlivé modely v rámci QRF algoritmu měly velký rozptyl výsledných predikcí, a tedy i větší pravděpodobnost možné chyby predikce. Modely založené na regresních stromech umožňují také výpočet důležitosti nezávislých proměnných (tzv. „variable importance – V_{imp} “), který lze využít jednak pro případnou redukci jejich počtu, a tím k snížení výpočetní náročnosti, ale jednak pořadí a relativní





hodnota V_{imp} zachycují, jaké prediktory jsou informačně nosné pro přesnou predikci – viz bod d) kapitoly 4. Pro interpretaci je třeba mít na paměti, že při vstupu kategorických proměnných do modelu je třeba jejich převod na tzv. „dummy variables“ (binární proměnné), a na výstupu modelu není kvantifikován vliv proměnné jako celku, nýbrž pouze vliv konkrétních kategorií.

Tab. 10. Matice příslušnosti jednotlivých kovariantních proměnných mezi nejvýznamnější prediktory ve výsledných modelech odhadu koncentrací pro jednotlivé parametry hygienického stavu půdy

*	As	Be	Cd	Co	Cr	Cu	Hg	Ni	Pb	V	Zn	PAU	DD	HCH	PCB	HCB	PCDD/F
1	-	-	-	-	☑	-	☑	-	-	-	☑	-	☑	-	-	-	☑
2	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	☑	☑	-	-	☑
3	☑	-	☑	-	-	☑	☑	-	☑	-	☑	-	-	☑	-	-	☑
4	-	-	-	-	☑	-	-	-	-	-	-	☑	☑	-	-	☑	☑
5	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
6	-	-	-	-	☑	-	☑	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
7	-	-	☑	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	☑	☑
8	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
9	☑	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
10	☑	☑	-	-	☑	☑	-	-	☑	-	-	☑	☑	-	-	-	-
11	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
12	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	☑	-	-	☑	-	-
13	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
14	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	☑	-	-	☑	☑
15	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
16	-	-	☑	☑	☑	☑	☑	-	-	☑	-	-	-	-	-	-	-
17	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
18	-	-	-	-	☑	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
19	-	☑	☑	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
20	-	-	-	-	☑	-	☑	☑	-	-	-	-	-	-	-	-	-
21	-	☑	-	-	☑	☑	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
22	☑	-	-	-	☑	☑	-	☑	☑	-	☑	-	-	-	-	-	-





23	✓	✓	-	-	✓	✓	✓	✓	-	-	-	✓	-	✓	✓	-	✓
24	✓	-	✓	-	✓	-	-	✓	✓	-	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
25	✓	-	✓	-	-	-	-	✓	✓	-	✓	✓	✓	✓	-	✓	✓
26	-	-	-	-	-	-	✓	-	✓	-	-	-	-	-	-	-	-
27	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	✓	-	-	-	-	-	-
28	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
29	-	-	-	-	-	-	-	✓	-	-	-	-	-	-	-	-	-
30	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
31	✓	✓	-	-	-	-	✓	✓	✓	-	-	✓	-	✓	-	✓	✓
32	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	✓	✓
33	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	✓	-	✓
34	-	✓	-	-	✓	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
35	✓	-	-	-	-	✓	-	-	-	-	-	✓	✓	-	-	✓	✓
36	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-
*	As	Be	Cd	Co	Cr	Cu	Hg	Ni	Pb	V	Zn	PAU	DDX	HCH	PCB	HCB	PCDD/F

* pořadové číslo doplňkových kovariantních proměnných dle Tab. 3

✓ kovariantní proměnná nebo úroveň kategorických proměnných byly mezi 20 nejvýznamnějšími prediktory při trénování prediktivního povrchu daného parametru (pozn. u kategorických proměnných a geografických obalových vzdáleností to znamená, že více než jedna úroveň kategorie byla mezi nejvýznamnějšími prediktory)

Matice nejvýznamnějších proměnných pro jednotlivé predikce analytických parametrů je v Tab. 10. Obecně lze sledovat, že velký vliv mají proměnné popisující prostorovou autokorelační složku (obalové vzdálenosti), kdy pro některé parametry tyto prediktory dominovaly (Be, Co, Σ HCH). Relativně univerzálními prediktory pro prvky i organické polutanty byla klimatická data o úhrnu srážek a dlouhodobé průměry atmosférické depozice prachových částic. Pro rizikové prvky byla prospěšná kategorizovaná litologická data, ale i numerická spojitá data z geofyzikálních polí či hustotních polí pro koncentrace historických těžebních aktivit. Pro organické polutanty pak roste význam parametrů parametru „land use“ – ať už v podobě rozdílů mezi travními porosty a ornými půdami (PAU, DDX) či silně a slabě urbanizovanými oblastmi (PCB, PCDD/F, PAU).





7 DOPLŇKOVÉ INFORMACE

7.1 Přínos certifikovaných map a zhodnocení novosti postupu

Soubor map představuje nové stanovení srovnávacích hodnot pro hodnocení kontaminace zemědělských půd, které využívají inovativní kombinaci nástrojů strojového učení a velkého rozsahu vstupních dat. Taková kombinace nebyla dosud v ČR ve srovnatelném územním rozsahu i detailu provedena. Výsledné mapy jsou nejen zpracovány do grafických výstupů, ale implementovány také do znalostního rozcestníku **SoilPass**, který uživatelům nabízí interaktivní rozhraní pro dotazování na různé referenční hodnoty v oblasti hygienického stavu půd. Mapy jsou tedy interaktivně zpracovány do webového znalostního portálu, jehož cílem je poskytnout uživatelům z řad odborné veřejnosti mapové výstupy přehledně na jednom místě, v odpovídajícím rozsahu a formě umožňující interaktivní práci s těmito podklady. Zároveň interaktivní portál se inovativním způsobem vypořádává s poskytnutím velmi kompletních informací o výstupech z prediktivního modelování včetně práce s nejistotou vlastních výstupů, což není běžná praxe při zveřejnění mapových výstupů. Podobný informační pramen srovnatelného rozsahu prozatím nebyl v České republice vytvořen. Portál proto přispěje k podstatnému rozšíření znalostního zabezpečení problematiky hygienického stavu půdy a může přispět k účelnému využití při rozhodování o hygienickém stavu půdy.

7.2 Popis uplatnění map

Aplikace pro interaktivní dotazování do mapových výstupů bude volně dostupná a poskytne na straně aktérů managementu půdy (vlastníci, hospodáři, poradenský sektor) nástroj pro optimalizaci výběru ploch vhodných z hlediska aplikací pomocných půdních látek se synergickým ekonomickým dopadem – tj. nasměrování analytických ověření stavu půdy tam, kde existují předpoklady pro splnění indikátorů kvality půdy z hlediska obsahu rizikových látek. Na straně rozhodovacích subjektů na různých úrovních ochrany zemědělského půdního fondu nástroj poskytne objektivní datovou základnu umožňující srovnání analytických měření s regionálními hodnotami či posouzení předpokladů pro původ zvýšených obsahů, a tím kvalifikované rozhodování. Soubor map je dále určen organizacím zabývajících se průzkumem půdního prostředí a zemědělských pozemků ve vztahu k hygienickému stavu. Inovativní nástroj **SoilPass** umožňuje získat diferencované srovnávací referenční hodnoty, a tím bude možné mapy uplatnit jako srovnávací hladinu pro hodnocení úrovně kontaminace ve vymezených územích nebo i na menších plochách na podkladě existujících datových zdrojů. Soubor map přináší cenné informace i pro vlastníky či hospodařící subjekty, pro které nástroj **SoilPass** přináší znalostní rozcestník, jehož cílem je srozumitelným způsobem informovat o problematice hygienického stavu zemědělské půdy v ČR. Předpokládanými uživateli internetového znalostního portálu by měly být: příslušné orgány státní správy a samosprávy, tj. Ministerstvo životního prostředí, Ministerstvo zemědělství, odbory životního prostředí při krajských či obecních úřadech, kontrolní orgány ochrany půdy a životního prostředí (Ústřední a kontrolní ústav zemědělský, Česká inspekce životního prostředí), poradenský sektor pro





hodnocení životního prostředí, zemědělské hospodařící subjekty, vodohospodářské subjekty, výzkumné a vzdělávací instituce a v neposlední řadě široká zainteresovaná veřejnost.

7.3 Ekonomické aspekty

Z hlediska obsahu rizikových látek v půdě je nejlepším opatřením pro budoucnost zabránit dalším nadměrným vstupům rizikových látek do půdy. Zároveň současná odpadová politika v Evropském prostoru podporuje minimalizaci vzniku odpadů, což s rostoucím deficitem přirozených materiálových zdrojů v agro-ekosystémech vede ke změnám v oblasti opětovného využívání alternativních zdrojů. Požadavkem je využití přijatelné pro životní prostředí – tj. hygienické jakosti jak aplikovaného materiálu, tak cílové půdy, což lze ověřit pouze analyticky. Nicméně z ekonomického hlediska je žádoucí hned v úvodu nasměrovat nasazení ekonomicky i analytického náročného ověření právě do míst, kde lze objektivně očekávat nižší zátěž půdy, a tím naplnit podmínky ochrany ZPF před nadměrnými vstupy rizikových látek do půd, které jsou již pod existujícím vlivem zvýšených obsahů. Právě to umožňuje interaktivní využití předmětného souboru map v rámci informačního a znalostního rozcestníku **SoilPass**, který poskytuje celou řadu nástrojů pro odvození referenčních hodnot pro výběr vhodných ploch s předpokladem účelného nasazení vlastního analytického ověření stavu půdy. To přispívá k vyššímu standardu informačního zabezpečení problematiky hygienického stavu půdy z odborného i ekonomického hlediska, neboť jsou do oblasti laboratorního analytického sledování stavu půdy investovány soukromé (při managementu půdy a plnění legislativních podmínek) i veřejné prostředky (dlouhodobě programy sledování stavu půdy).

7.4 Odborné publikace předcházející certifikovanému souboru map

- Vácha R, Němeček J, Podlešáková E.** 2002. Geochemical and anthropogenic soil loads by potentially risky elements. *Rostlinná výroba* 48: 441–447. <https://doi.org/10.17221/4393-PSE>
- Vácha R, Macurová H, Javůrková H, Čechmánková J, Skála J, Kuba P.** 2009. Pravidla pro odběr vzorků a operativní stanovení vybraných forem As v půdě. *Certifikovaná metodika*, VÚMOP v.v.i., 45 s. ISBN 978-80-87361-01-6.
- Vácha R, Sánka M, Sánka O, Skála J, Čechmánková J.** 2013. The Fluvisol and sediment trace element contamination level as related to their geogenic and anthropogenic source. *Plant, Soil and Environment* 59(3): 136–142. <https://doi.org/10.17221/723/2012-PSE>
- Vácha R, Skála J, Čechmánková J, Horváthová V, Hladík J.** 2015. Toxic elements and persistent organic pollutants derived from industrial emissions in agricultural soils of the Northern Czech Republic. *Journal of Soils and Sediments* 15(8): 1813–1824. <https://doi.org/10.1007/s11368-015-1120-8>
- Žížala D, Minařík R, Vašát R, Skála J, Juřicová A, Zádorová T, Penížek V, Beitlerová H.** 2020. Tvorba půdních map pedometrickými metodami. *Certifikovaná metodika*, VÚMOP v.v.i., 130 s., ISBN 978-80-88323-34-1
- Skála J, Boahen F, Száková J, Vácha R, Tlustoš P.** 2021. Arsenic and lead in soil: impacts on element mobility and bioaccessibility. *Environmental Geochemistry and Health* 44: 943–959. <https://doi.org/10.1007/s10653-021-01008-8>





- Žížala D, Minařík R, Skála J, Beitlerová H, Juřicová A, Reyes Rojas J, Penížek V, Zádorová T.** 2022. High-resolution agriculture soil property maps from digital soil mapping methods, Czech Republic. *Catena* 212: 106024. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2022.106024>
- Grygar MT, Elznicová J, Tůmová Š, Kylich T, Skála J, Hron K, Álvarez-Vázquez MA.** 2023. Moving from geochemical to contamination maps using incomplete chemical information from long-term high-density monitoring of Czech agricultural soils. *Environmental Earth Sciences* 82: 6. <https://doi.org/10.1007/s12665-022-10692-3>

8 LITERÁRNÍ ZDROJE

- Abramson I.** 1982. On bandwidth variation in kernel estimates - a square root law. *Annals of Statistics* 10(4): 1217–1223. <http://www.jstor.org/stable/2240724>
- Bartoňová A.** 2004. Aktuální otázky znečištění ovzduší. Univerzita Karlova, Praha, 216 s. ISBN 80-239-2187-8.
- Behrens T, Schmidt K, Viscarra Rossel RA, Gries P, Scholten T, MacMillan RA.** 2018. Spatial modelling with Euclidean distance fields and machine learning. *European Journal of Soil Science* 69: 757–770.
- Bergstra J, Bengio Y.** 2012. Random search for hyper-parameter optimization. *Journal of Machine Learning Research* 13: 281–305.
- Breiman L.** 2001. Random forests. *Machine Learning* 45: 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Brunsdon C, Fotheringham AS, Charlton M.** 2002. Geographically weighted summary statistics – a framework for localised exploratory data analysis. *Computers. Environment and Urban Systems* 26(6): 501–524. [https://doi.org/10.1016/S0198-9715\(01\)00009-6](https://doi.org/10.1016/S0198-9715(01)00009-6)
- ČGS** 1997. Litogeochemická databáze. Výběr z DB litogeochemie ČGS [online]. Praha: Česká geologická služba, [cit. 2022-01-28]. Dostupné z: <http://www.geology.cz/app/legenda/litog.pl>
- Davies TM, Baddeley A.** 2018. Fast computation of spatially adaptive kernel estimates. *Statistics and Computing* 28(4): 937–956. <https://doi.org/10.1007/s11222-017-9772-4>
- Egozcue JJ, Pawlowsky-Glahn V, Mateu-Figueraz G, Barceló-Vidal C.** 2003. Isometric logratio transformations for compositional data analysis. *Mathematical Geology* 35: 279–300. <https://doi.org/10.1023/A:1023818214614>
- Elvidge CD, Zhizhin M, Ghosh T, Hsu FC, Taneja J.** 2021. Annual time series of global VIIRS nighttime lights derived from monthly averages: 2012 to 2019. *Remote Sensing* 13(5): 922. <https://doi.org/10.3390/rs13050922>
- Fotheringham SA, Brunsdon Ch, Charlton M.** 2002. Geographically Weighted Regression – the Analysis of Spatially Varying Relationships. John Wiley & Sons, London. ISBN: 978-0-471-49616-8.
- Gallant JC, Dowling TI.** 2003. A multiresolution index of valley bottom flatness for mapping depositional areas. *Water Resources Research* 39 (12). <https://doi.org/10.1029/2002WR001426>





- Gollini I, Lu B, Charlton M, Brunsdon C, Harris P.** 2015. GWmodel: an R Package for exploring Spatial Heterogeneity using Geographically Weighted Models. *Journal of Statistical Software* 63(17): 1-50. <https://doi.org/10.18637/jss.v063.i17>
- Grygar MT, Elznicová J, Tůmová Š, Kylich T, Skála J, Hron K, Álvarez-Vázquez MA.** 2023. Moving from geochemical to contamination maps using incomplete chemical information from long-term high-density monitoring of Czech agricultural soils. *Environmental Earth Sciences* 82: 6. <https://doi.org/10.1007/s12665-022-10692-3>
- Hengl T, Nussbaum M, Wright MN, Heuvelink GBM, Gräler B.** 2018. Random forest as a generic framework for predictive modeling of spatial and spatio-temporal variables. *PeerJ* 6: e5518. <https://doi.org/10.7717/peerj.5518>
- ISO 11466:1995** Soil Quality—Extraction of Trace Elements Soluble in Aqua Regia; International Organization for Standardization, Geneva, Switzerland.
- ISO 14869-1:2001** Soil quality — Dissolution for the Determination of Total Element Content — Part 1: Dissolution with Hydrofluoric and Perchloric Acids. International Organization for Standardization, Geneva, Switzerland.
- Kirkwood C, Cave M, Beamish D, Grebby S, Ferreira, A.** 2016. A machine learning approach to geochemical mapping. *Journal of Geochemical Exploration* 167: 49–61. <https://doi.org/10.1016/j.gexplo.2016.05.003>
- Meinshausen N.** 2006. Quantile regression forests. *Journal of Machine Learning Research* 7(35): 983–999.
- Moore ID, Grayson RB, Ladson AAR.** 1991. Digital terrain modelling: A review of hydrological, geomorphological, and biological applications. *Hydrological Processes* 5(1): 3–30. <https://doi.org/10.1002/hyp.3360050103>
- Nash JE, Sutcliffe JV.** 1970. River flow forecasting through conceptual models part I – A discussion of principles. *Journal of Hydrology* 10 (3): 282–290. [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(70\)90255-6](https://doi.org/10.1016/0022-1694(70)90255-6)
- Palarea-Albaladejo J, Martín-Fernandez JA.** 2010. Values below detection limit in compositional chemical data. *Analytica Chimica Acta* 764: 32–43. <https://doi.org/10.1016/j.aca.2012.12.029>
- Pawlowsky-Glahn V, Egozcue JJ.** 2016. Spatial analysis of compositional data: a historical review. *Journal of Geochemical Exploration* 164: 28–32. <https://doi.org/10.1016/j.gexplo.2015.12.010>
- Quinn P, Beven K, Chevallier P, Planchon O.** 1991. The prediction of hillslope flow paths for distributed hydrological modelling using digital terrain models. *Hydrological Processes* 5(1): 59–79. <https://doi.org/10.1002/hyp.3360050106>
- Reimann C, Birke M., Demetriades A, Filzmoser P, O'Connor P.** 2014. Chemistry of Europe's agricultural soils – Part B: General background information and further analysis of the GEMAS data set. *Geologisches Jahrbuch (Reihe B 103)*, Schweizerbarth, Hannover, 352 s. ISBN 978-3-510-96847-3.
- Salminen R, Batista MJ, Bidovec M, Demetriades A, De Vivo B, De Vos W, Duris M, Gilucis A, Gregorauskiene V, Halamic J, Heitzmann P, Lima A, Jordan G, Klaver G, Klein P, Lis J, Locutura J, Marsina K, Mazreku A, O'Connor PJ, Olsson SÅ, Ottesen RT, Petersell V, Plant JA, Reeder S, Salpeteur**





I, Sandström H, Siewers U, Steenfelt A, Tarvainen T. 2005. FOREGS Geochemical Atlas of Europe, Part 1: Background Information, Methodology and Maps. Geological Survey of Finland, 526 s. ISBN 951-690-913-2.

Strobl C, Boulesteix AL, Kneib T, Augustin T, Zeileis A. 2008. Conditional variable importance for random forests. BMC Bioinformatics 9: 307. <https://doi.org/10.1186/1471-2105-9-307>

Šercl P. 2008. Hodnocení metod odhadu plošných srážek. Meteorologické zprávy 61(2): 33–43.

Weltz MA, Renard KG, Simanton JR. 1987. Revised Universal Soil Loss Equation for western rangelands. General Technical Report - US Department of Agriculture, Forest Service.

Wilford J, de Caritat P, Bui E. 2016. Predictive geochemical mapping using environmental correlation. Applied Geochemistry 66: 275-288. <https://doi.org/10.1016/j.apgeochem.2015.08.012>

Zbírál J, Honsa I, Malý S, Čížmár D. 2004. Analýza půd III. Ústřední kontrolní a zkušební ústav zemědělský, Brno.

Zbírál J, Honsa I, Malý S, Čížmár D. 2004. Analýza půd III. Ústřední kontrolní a zkušební ústav zemědělský, Brno, 199 s. ISBN 80-86548-60-0.

9 PŘEHLED POUŽITÝCH SOFTWAREVÝCH NÁSTROJŮ PRO TVORBU MAP

ArcGIS 10.2 software (ESRI, Redlands, CA).

QGIS 3.10.00 - QGIS Development Team (YEAR). QGIS Geographic Information System. Open Source Geospatial Foundation Project. <http://qgis.osgeo.org>".

SAGA GIS: Conrad O, Bechtel B, Bock M, Dietrich H, Fischer E, Gerlitz L, Wehberg J, Wichmann V, Böhner J. 2015. System for Automated Geoscientific Analyses (SAGA) v. 2.1.4, Geosci. Model Dev., 8, 1991-2007, doi:10.5194/gmd-8-1991-2015.

R software: R Core Team (2020). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/>.

Použité knihovny programu R:

caret

Kuhn M. 2022. caret: Classification and Regression Training. R package version 6.0-92. <<https://CRAN.R-project.org/package=caret>>.

dplyr

Wickham H, François R, Henry L, Müller K. 2022. dplyr: A Grammar of Data Manipulation. R package version 1.0.9. <<https://CRAN.R-project.org/package=dplyr>>.



**Ggplot2**

Wickham H. 2016. ggplot2: Elegant Graphics for Data Analysis. Springer-Verlag New York. ISBN 978-0-387-98141-3

Gstat

Pebesma EJ 2004. Multivariable geostatistics in S: the gstat package. *Computers & Geosciences* 30: 683–691.

GWModel

Lu B, Harris P, Charlton M, Brunsdon Ch. 2014. The GWmodel R package: further topics for exploring spatial heterogeneity using geographically weighted models. *Geo-spatial Information Science* 17(2): 85–101.

maptools

Bivand R, Lewin-Koh N. 2022. maptools: Tools for Handling Spatial Objects. R package version 1.1-4. <<https://CRAN.R-project.org/package=maptools>>.

mgcv

Wood SN. 2017. Generalized Additive Models: An Introduction with R (2nd edition). Chapman and Hall/CRC. ISBN 978-1584884743

ranger

Wright MN, Ziegler A. 2017. ranger: A Fast Implementation of Random Forests for High Dimensional Data in C++ and R. *Journal of Statistical Software* 77(1): 1-17.

raster

Hijmans R. 2022. raster: Geographic Data Analysis and Modeling. R package version 3.5-15. <<https://CRAN.R-project.org/package=raster>>.

rgdal

Bivand R, Keitt T, Rowlingson B. 2022. rgdal: Bindings for the Geospatial' Data Abstraction Library. R package version 1.5-31. <<https://CRAN.R-project.org/package=rgdal>>.

rgeos

Bivand R, Rundel C. 2021. rgeos: Interface to Geometry Engine - Open Source ('GEOS'). R package version 0.5-9. <<https://CRAN.R-project.org/package=rgeos>>.

sp

Bivand RS, Pebesma E, Gomez-Rubio V. 2013. Applied spatial data analysis with R. Second edition. Springer, NY. ISBN 978-1-4614-7617-7.

sparr

Davies TM, Marshall JC, Hazelton ML. 2018. Tutorial on kernel estimation of continuous spatial and spatiotemporal relative risk. *Statistics in Medicine* 37(7): 1191–1221.





spatstat

Baddeley A, Turner R. 2005. spatstat: An R Package for Analyzing Spatial Point Patterns. *Journal of Statistical Software* 12(6): 1–42.

spdep

Bivand RS, Pebesma E, Gomez-Rubio V. 2013. Applied spatial data analysis with R. Second edition. Springer, NY. ISBN 978-1-4614-7617-7.

tidyverse

Wickham H, Averick M, Bryan J, Chang W, McGowan LD, François R, Golemund G, Hayes A, Henry L, Hester J, Kuhn M, Pedersen TL, Miller E, Bache SM, Müller K, Ooms J, Robinson D, Seidel DP, Spinu V, Takahashi K, Vaughan D, Wilke C, Woo K, Yutani H. 2019. Welcome to the tidyverse. *Journal of Open Source Software* 4(43): 1686.

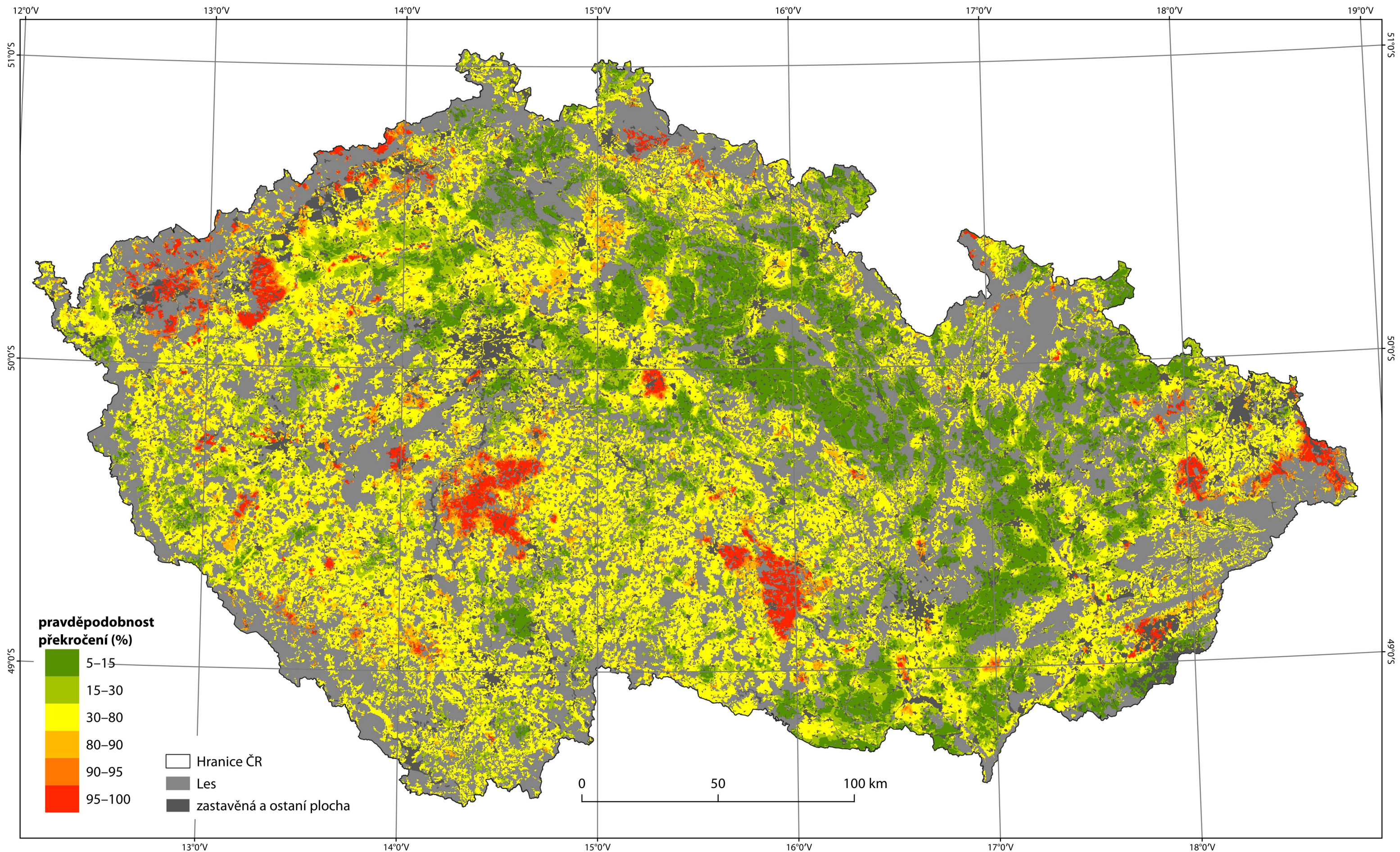




10 MAPOVÉ PŘÍLOHY



pravděpodobnost překročení alespoň jedné limitní hodnoty pro anorganické prvky dle legislativy



Zdrojová data: DMT4G, data ÚKZÚZ, data ČGS, data VÚMOP, data ČHMÚ
 Topografická data: ČÚZK, ArcČR® 500
 Software: QGIS 3.32.2-Lima, Inkscape 1.0.1

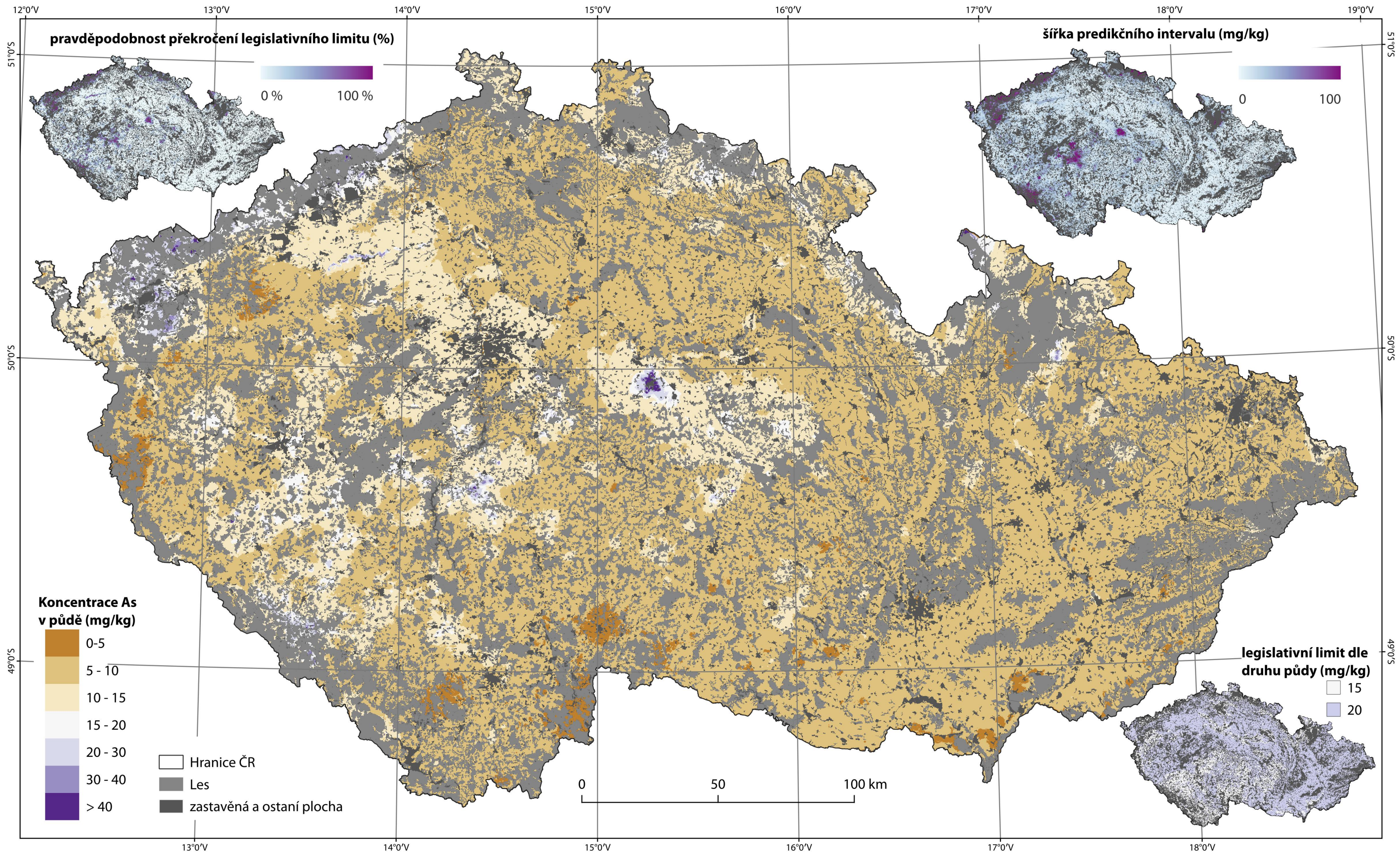


Mapa byla vytvořena v rámci projektu S503010364 s názvem „Systém na podporu rozhodování při hodnocení kvality půdy z hlediska obsahu rizikových látek v zemědělských půdách České republiky“ financovaným se státní podporou Technologické agentury ČR a Ministerstva životního prostředí ČR v programu Prostředí pro život. K tvorbě map byly použity geochemické prediktivní modely založené na strojovém učení. Bližší informace k metodice lze nalézt na informačním rozcestníku SoilPass na geoportálu VÚMOP, v.v.i – <https://soilpass.vumop.cz>



Skála, J., Žížala, D., Minařík, R., Vojtěchovský, T., Papaj, V.
 © Výzkumný ústav meliorací a ochrany půdy, v.v.i.
<http://soilpass.vumop.cz>,
data@vumop.cz

odhad koncentrace arsenu (As) v zemědělských půdách ČR



Zdrojová data: DMT4G, data ÚKZÚZ, data ČGS, data VÚMOP, data ČHMÚ
Topografická data: ČÚZK, ArcČR® 500
Software: QGIS 3.32.2-Lima, Inkscape 1.0.1

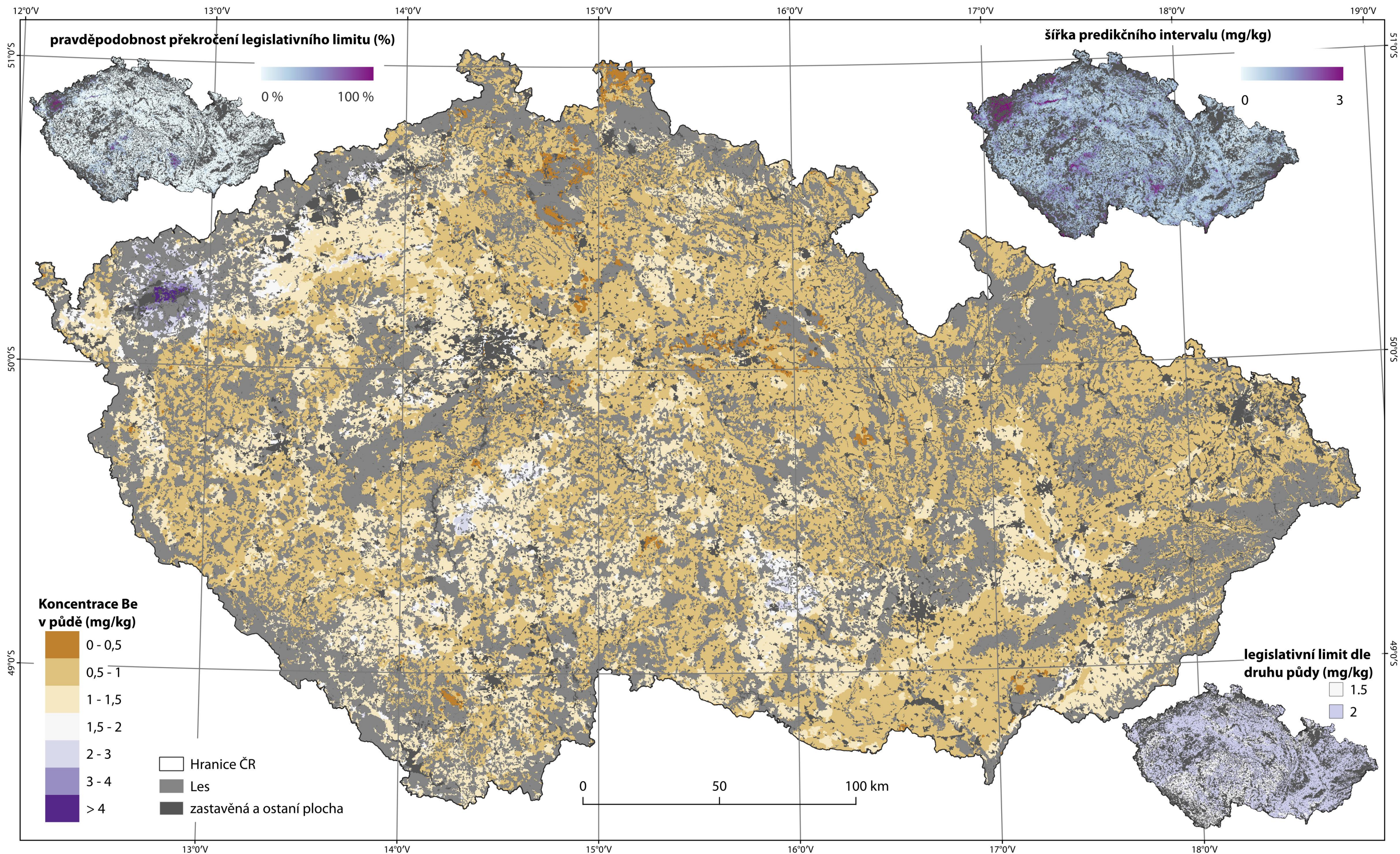


Mapa byla vytvořena v rámci projektu SS03010364 s názvem „Systém na podporu rozhodování při hodnocení kvality půdy z hlediska obsahu rizikových látek v zemědělských půdách České republiky“ financovaným se státní podporou Technologické agentury ČR a Ministerstva životního prostředí ČR v programu Prostředí pro život. K tvorbě map byly použity geochemické prediktivní modely založené na strojovém učení. Bližší informace k metodice lze nalézt na informačním rozcestníku SoilPass na geoportálu VÚMOP, v.v.i – <https://soilpass.vumop.cz>



Skála, J., Žižala, D., Minařík, R., Vojtěchovský, T., Papaj, V.
© Výzkumný ústav meliorací a ochrany půdy, v.v.i.
<http://soilpass.vumop.cz>,
data@vumop.cz

odhad koncentrace beryllia (Be) v zemědělských půdách ČR



Zdrojová data: DMT4G, data ÚKZÚZ, data ČGS, data VÚMOP, data ČHMÚ
Topografická data: ČÚZK, ArcČR® 500
Software: QGIS 3.32.2-Lima, Inkscape 1.0.1

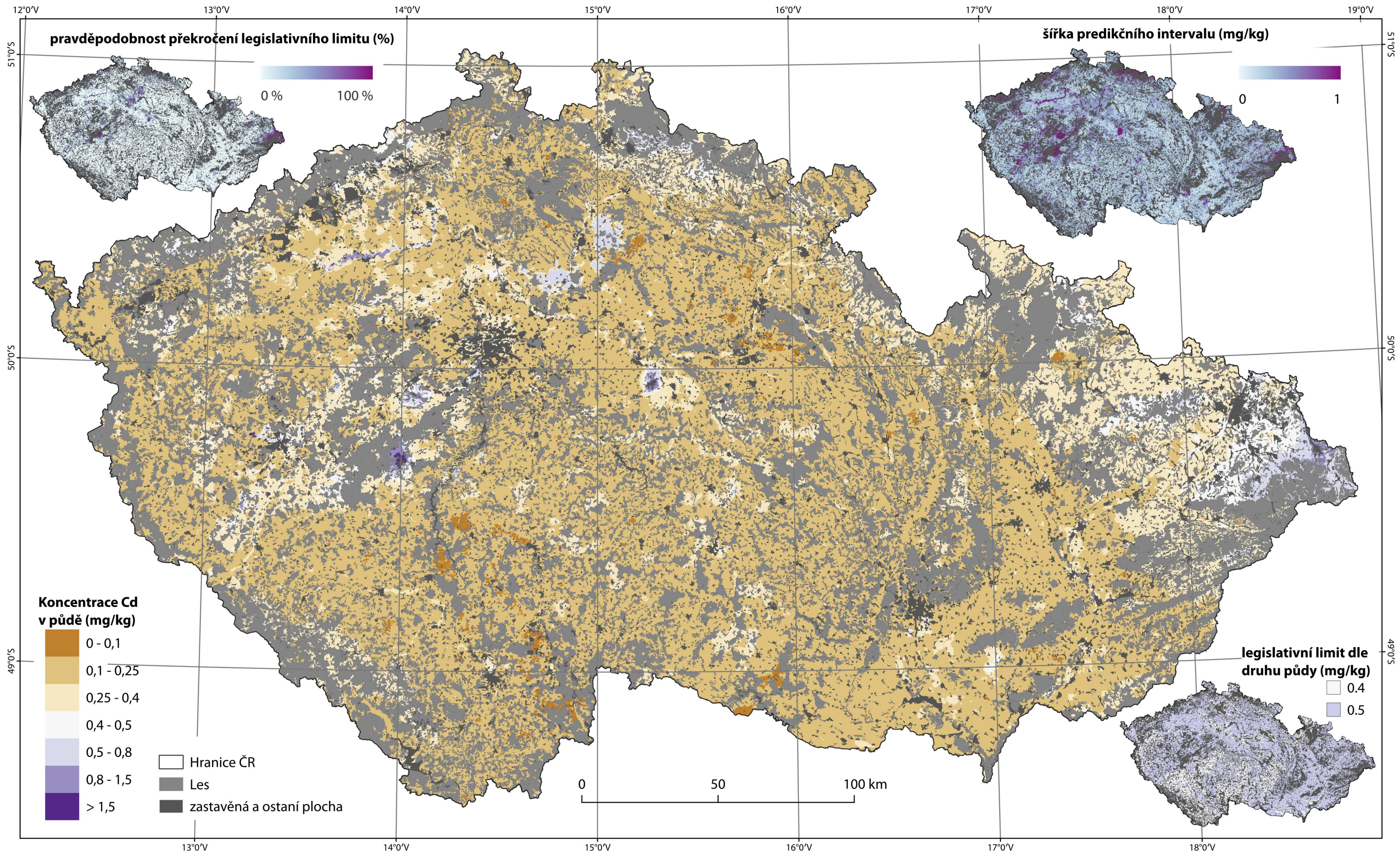


Mapa byla vytvořena v rámci projektu SS03010364 s názvem „Systém na podporu rozhodování při hodnocení kvality půdy z hlediska obsahu rizikových látek v zemědělských půdách České republiky“ financovaným se státní podporou Technologické agentury ČR a Ministerstva životního prostředí ČR v programu Prostředí pro život. K tvorbě map byly použity geochemické prediktivní modely založené na strojovém učení. Bližší informace k metodice lze nalézt na informačním rozcestníku SoilPass na geoportálu VÚMOP, v.v.i – <https://soilpass.vumop.cz>



Skála, J., Žižala, D., Minařík, R., Vojtěchovský, T., Papaj, V.
© Výzkumný ústav meliorací a ochrany půdy, v.v.i.
<http://soilpass.vumop.cz>,
data@vumop.cz

odhad koncentrace kadmia (Cd) v zemědělských půdách ČR



Zdrojová data: DMT4G, data ÚKZÚZ, data ČGS, data VÚMOP, data ČHMÚ
Topografická data: ČÚZK, ArcČR® 500
Software: QGIS 3.32.2-Lima, Inkscape 1.0.1

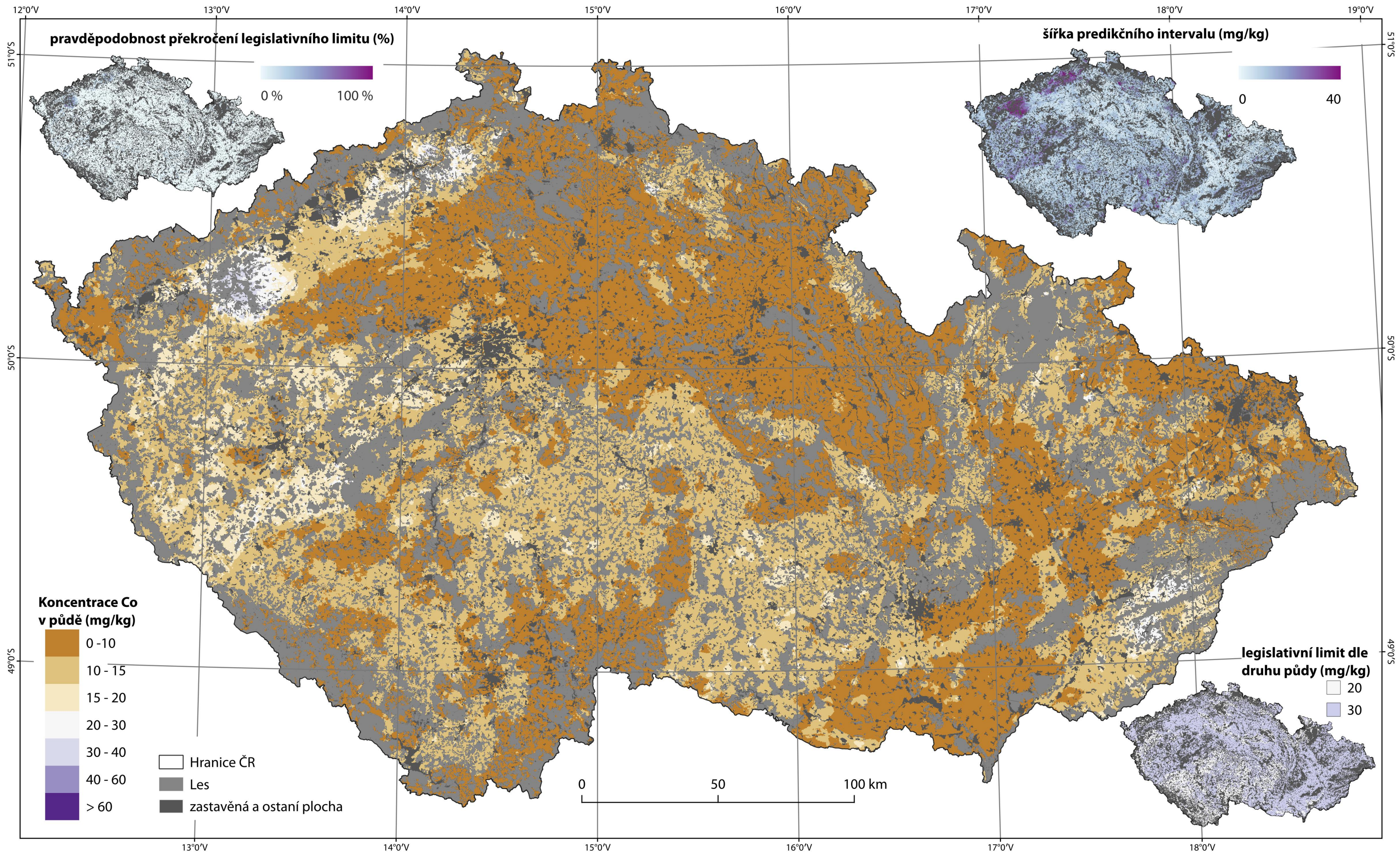


Mapa byly vytvořena v rámci projektu SS03010364 s názvem „Systém na podporu rozhodování při hodnocení kvality půdy z hlediska obsahu rizikových látek v zemědělských půdách České republiky“ financovaným se státní podporou Technologické agentury ČR a Ministerstva životního prostředí ČR v programu Prostředí pro život. K tvorbě map byly použity geochemické prediktivní modely založené na strojovém učení. Bližší informace k metodice lze nalézt na informačním rozcestníku SoilPass na geoportálu VÚMOP, v.v.i – <https://soilpass.vumop.cz>



Skála, J., Žižala, D., Minařík, R., Vojtěchovský, T., Papaj, V.
© Výzkumný ústav meliorací a ochrany půdy, v.v.i.
<http://soilpass.vumop.cz>,
data@vumop.cz

odhad koncentrace kobaltu (Co) v zemědělských půdách ČR



Zdrojová data: DMT4G, data ÚKZÚZ, data ČGS, data VÚMOP, data ČHMÚ
Topografická data: ČÚZK, ArcČR® 500
Software: QGIS 3.32.2-Lima, Inkscape 1.0.1

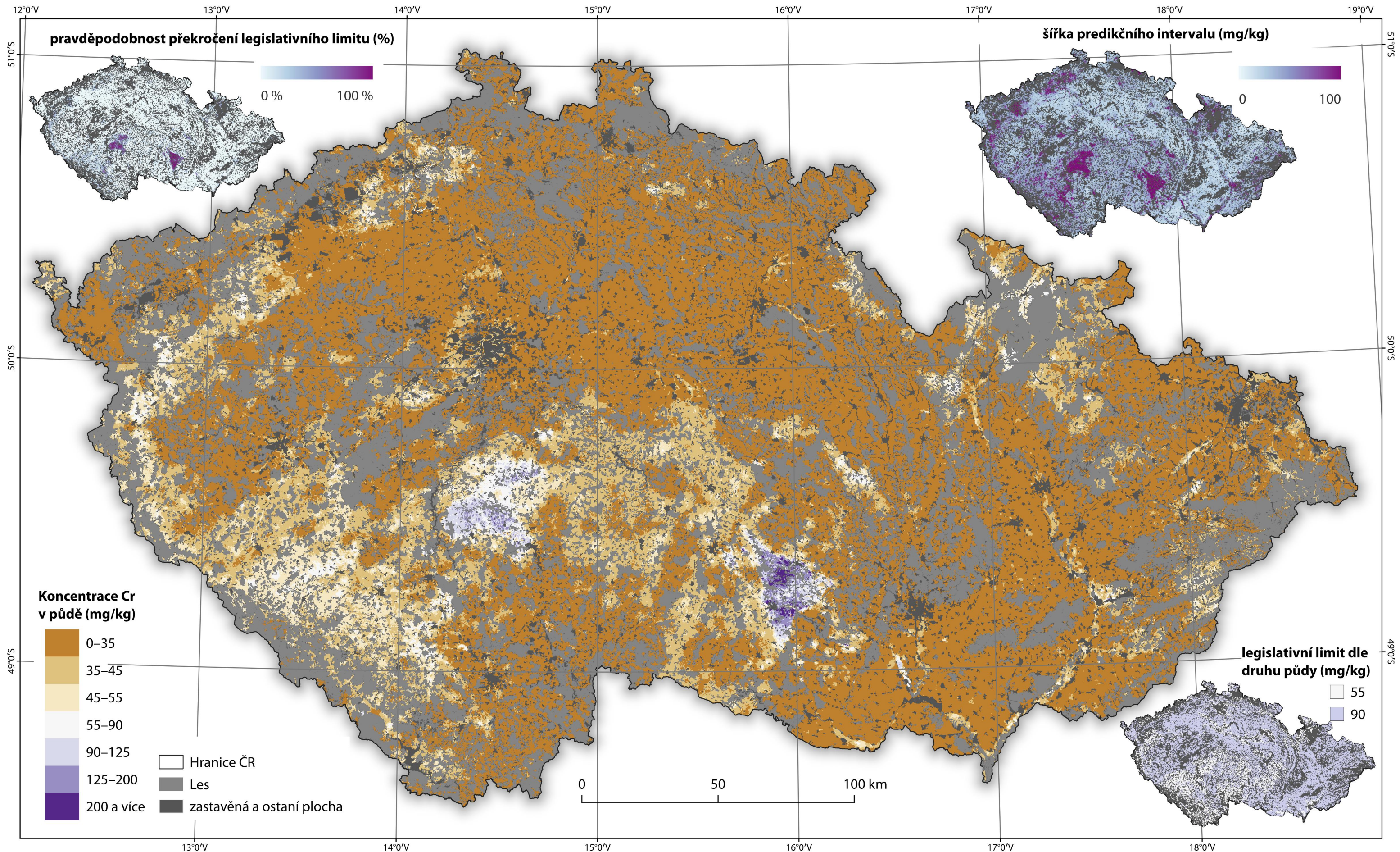


Mapa byla vytvořena v rámci projektu SS03010364 s názvem „Systém na podporu rozhodování při hodnocení kvality půdy z hlediska obsahu rizikových látek v zemědělských půdách České republiky“ financovaným se státní podporou Technologické agentury ČR a Ministerstva životního prostředí ČR v programu Prostředí pro život. K tvorbě map byly použity geochemické prediktivní modely založené na strojovém učení. Bližší informace k metodice lze nalézt na informačním rozcestníku SoilPass na geoportálu VÚMOP, v.v.i – <https://soilpass.vumop.cz>



Skála, J., Žižala, D., Minařík, R., Vojtěchovský, T., Papaj, V.
© Výzkumný ústav meliorací a ochrany půdy, v.v.i.
<http://soilpass.vumop.cz>,
data@vumop.cz

odhad koncentrace chromu (Cr) v zemědělských půdách ČR



Zdrojová data: DMT4G, data ÚKZÚZ, data ČGS, data VÚMOP, data ČHMÚ
Topografická data: ČÚZK, ArcČR® 500
Software: QGIS 3.32.2-Lima, Inkscape 1.0.1

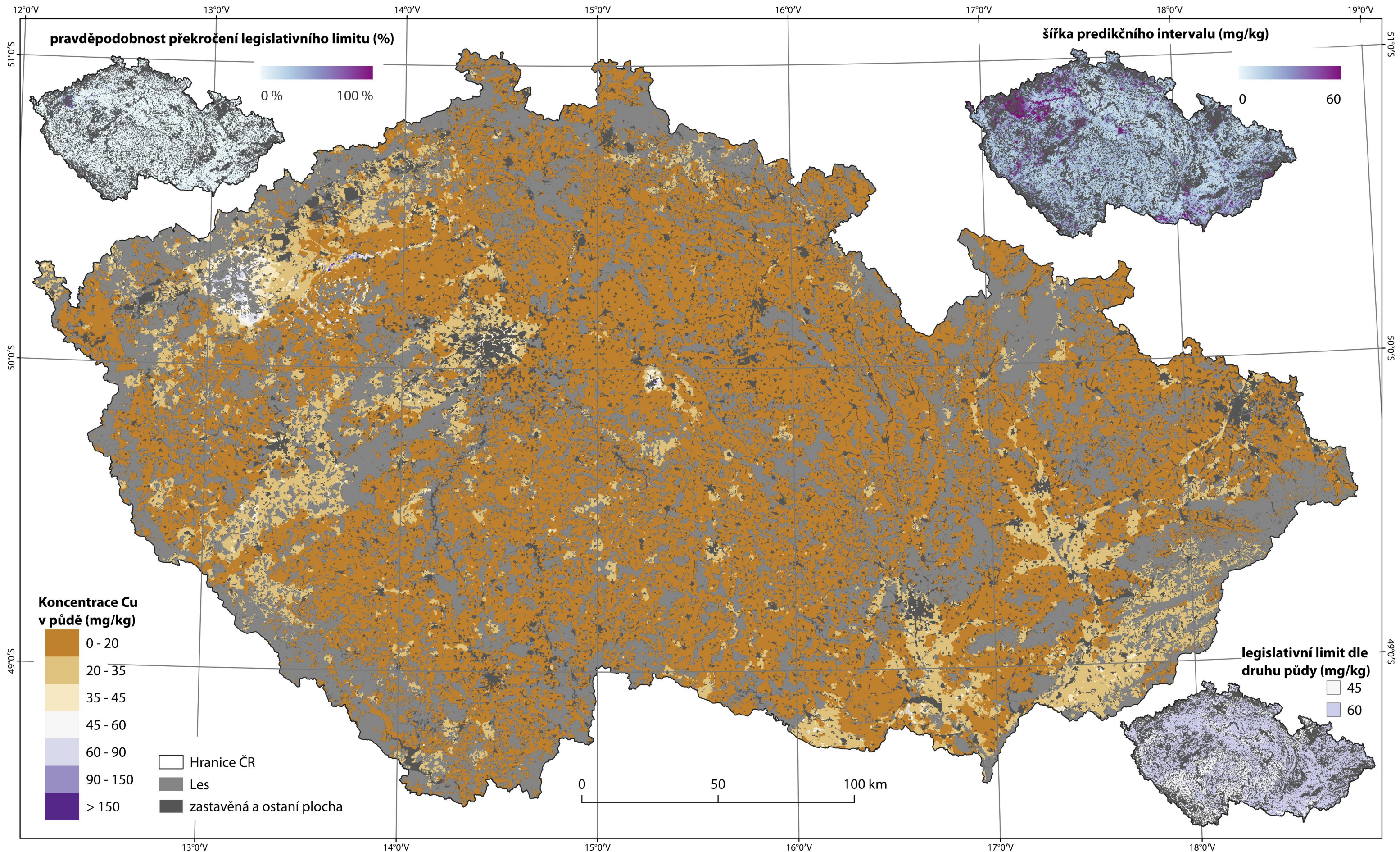


Mapa byla vytvořena v rámci projektu SS03010364 s názvem „Systém na podporu rozhodování při hodnocení kvality půdy z hlediska obsahu rizikových látek v zemědělských půdách České republiky“ financovaným se státní podporou Technologické agentury ČR a Ministerstva životního prostředí ČR v programu Prostředí pro život. K tvorbě map byly použity geochemické prediktivní modely založené na strojovém učení. Bližší informace k metodice lze nalézt na informačním rozcestníku SoilPass na geoportálu VÚMOP, v.v.i – <https://soilpass.vumop.cz>



Skála, J., Žižala, D., Minařík, R., Vojtěchovský, T., Papaj, V.
© Výzkumný ústav meliorací a ochrany půdy, v.v.i.
<http://soilpass.vumop.cz>,
data@vumop.cz

odhad koncentrace mědi (Cu) v zemědělských půdách ČR



Zdrojová data: DMT4G, data ÚKZÚZ, data ČGS, data VÚMOP, data ČHMÚ
Topografická data: ČÚZK, ArcČR® 500
Software: QGIS 3.32.2-Lima, Inkscape 1.0.1

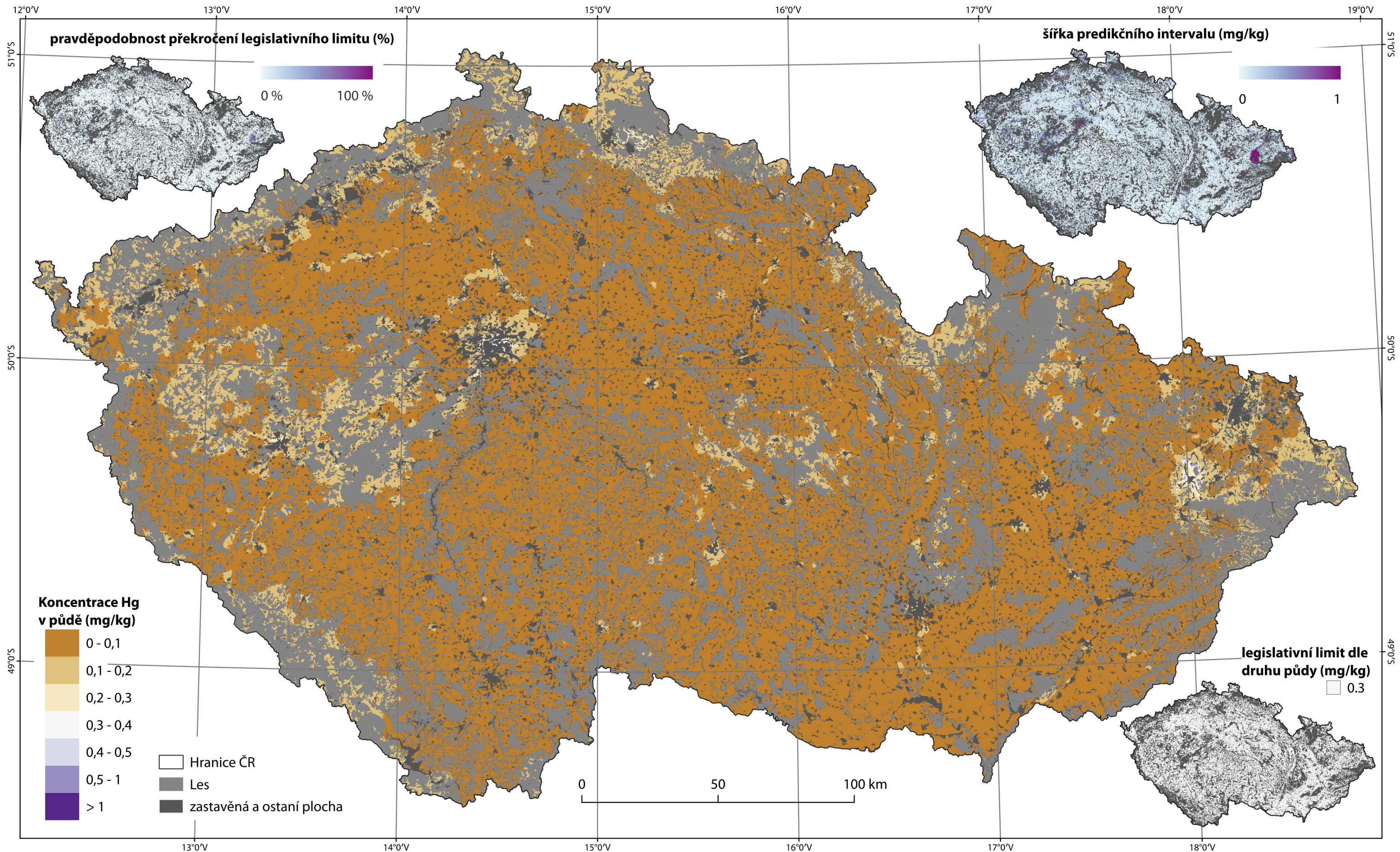


Mapa byla vytvořena v rámci projektu SS03010364 s názvem „Systém na podporu rozhodování při hodnocení kvality půdy z hlediska obsahu rizikových látek v zemědělských půdách České republiky“ financovaným se státní podporou Technologické agentury ČR a Ministerstva životního prostředí ČR v programu Prostředí pro život. K tvorbě map byly použity geochemické prediktivní modely založené na strojovém učení. Bližší informace k metodice lze nalézt na informačním rozcestníku SoilPass na geoportálu VÚMOP, v.v.i – <https://soilpass.vumop.cz>



Skála, J., Žižala, D., Minařík, R., Vojtěchovský, T., Papaj, V.
© Výzkumný ústav meliorací a ochrany půdy, v.v.i.
<http://soilpass.vumop.cz>,
data@vumop.cz

odhad koncentrace rtuti (Hg) v zemědělských půdách ČR



Zdrojová data: DMT4G, data ÚKZÚZ, data ČGS, data VÚMOP, data ČHMÚ
Topografická data: ČÚZK, ArcČR® 500
Software: QGIS 3.32.2-Lima, Inkscape 1.0.1

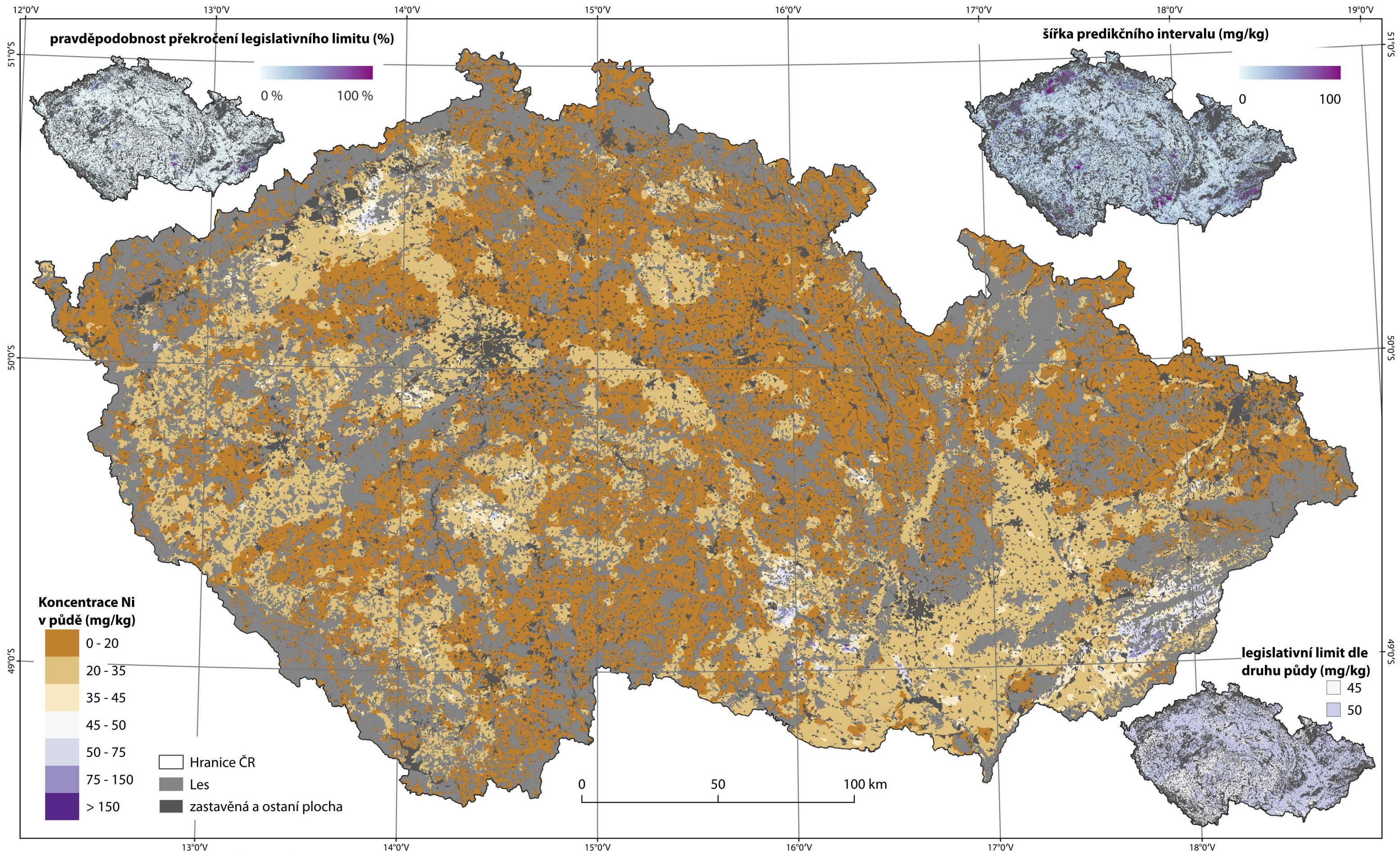


Mapa byly vytvořena v rámci projektu SS03010364 s názvem „Systém na podporu rozhodování při hodnocení kvality půdy z hlediska obsahu rizikových látek v zemědělských půdách České republiky“ financovaným se státní podporou Technologické agentury ČR a Ministerstva životního prostředí ČR v programu Prostředí pro život. K tvorbě map byly použity geochemické prediktivní modely založené na strojovém učení. Bližší informace k metodice lze nalézt na informačním rozcestníku SoilPass na geoportálu VÚMOP, v.v.i – <https://soilpass.vumop.cz>



Skála, J., Žižala, D., Minařík, R., Vojtěchovský, T., Papaj, V.
© Výzkumný ústav meliorací a ochrany půdy, v.v.i.
<http://soilpass.vumop.cz>,
data@vumop.cz

odhad koncentrace niklu (Ni) v zemědělských půdách ČR



Zdrojová data: DMT4G, data ÚKZÚZ, data ČGS, data VÚMOP, data ČHMÚ
Topografická data: ČÚZK, ArcČR® 500
Software: QGIS 3.32.2-Lima, Inkscape 1.0.1

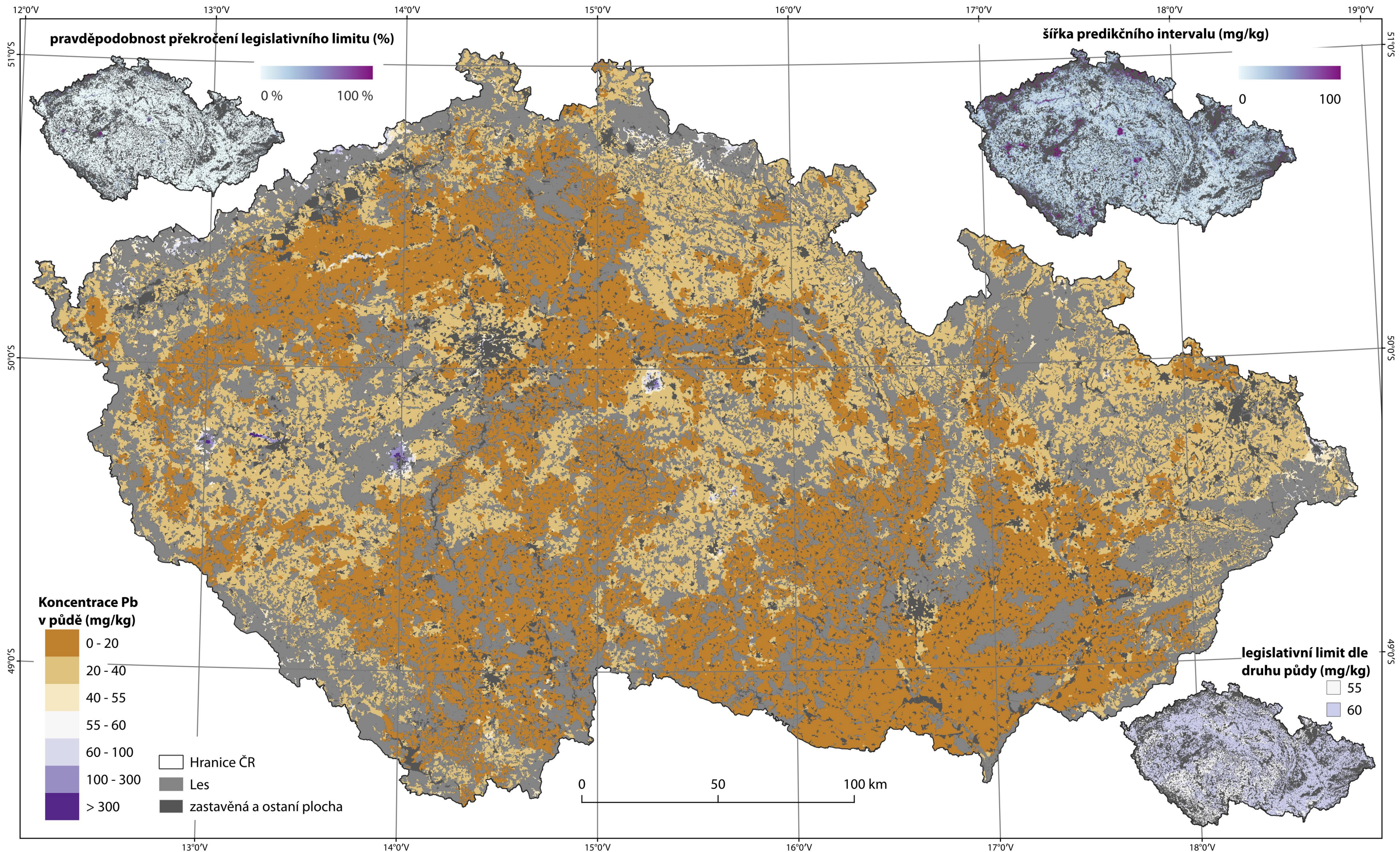


Mapa byla vytvořena v rámci projektu SS03010364 s názvem „Systém na podporu rozhodování při hodnocení kvality půdy z hlediska obsahu rizikových látek v zemědělských půdách České republiky“ financovaným se státní podporou Technologické agentury ČR a Ministerstva životního prostředí ČR v programu Prostředí pro život. K tvorbě map byly použity geochemické prediktivní modely založené na strojovém učení. Bližší informace k metodice lze nalézt na informačním rozcestníku SoilPass na geoportálu VÚMOP, v.v.i – <https://soilpass.vumop.cz>



Skála, J., Žížala, D., Minařík, R., Vojtěchovský, T., Papaj, V.
© Výzkumný ústav meliorací a ochrany půdy, v.v.i.
<http://soilpass.vumop.cz>,
data@vumop.cz

odhad koncentrace olova (Pb) v zemědělských půdách ČR



Zdrojová data: DMT4G, data ÚKZÚZ, data ČGS, data VÚMOP, data ČHMÚ
Topografická data: ČÚZK, ArcČR® 500
Software: QGIS 3.32.2-Lima, Inkscape 1.0.1

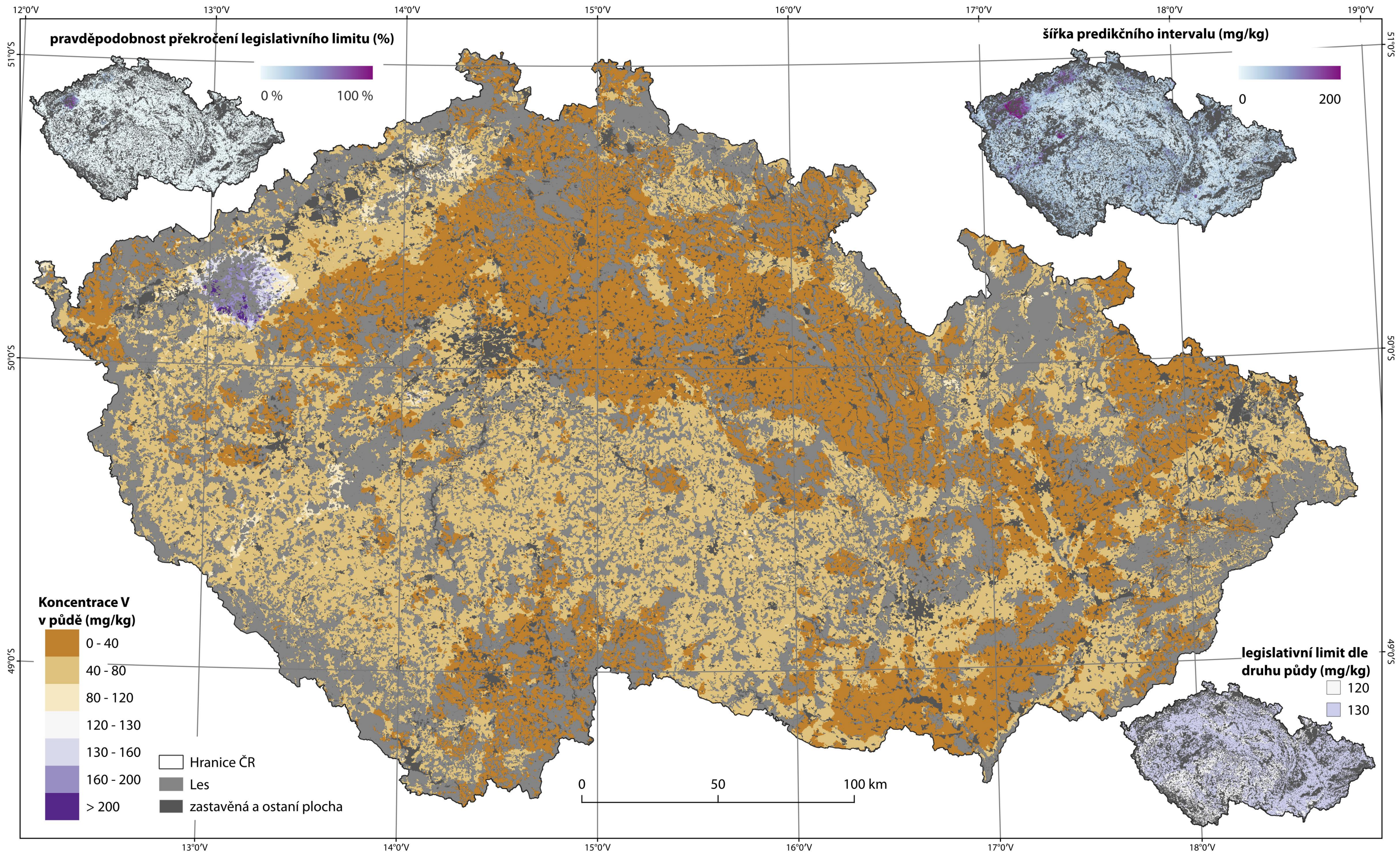


Mapa byla vytvořena v rámci projektu SS03010364 s názvem „Systém na podporu rozhodování při hodnocení kvality půdy z hlediska obsahu rizikových látek v zemědělských půdách České republiky“ financovaným se státní podporou Technologické agentury ČR a Ministerstva životního prostředí ČR v programu Prostředí pro život. K tvorbě map byly použity geochemické prediktivní modely založené na strojovém učení. Bližší informace k metodice lze nalézt na informačním rozcestníku SoilPass na geoportálu VÚMOP, v.v.i – <https://soilpass.vumop.cz>



Skála, J., Žižala, D., Minařík, R., Vojtěchovský, T., Papaj, V.
© Výzkumný ústav meliorací a ochrany půdy, v.v.i.
<http://soilpass.vumop.cz>,
data@vumop.cz

odhad koncentrace vanadu (V) v zemědělských půdách ČR



Zdrojová data: DMT4G, data ÚKZÚZ, data ČGS, data VÚMOP, data ČHMÚ
Topografická data: ČÚZK, ArcČR® 500
Software: QGIS 3.32.2-Lima, Inkscape 1.0.1

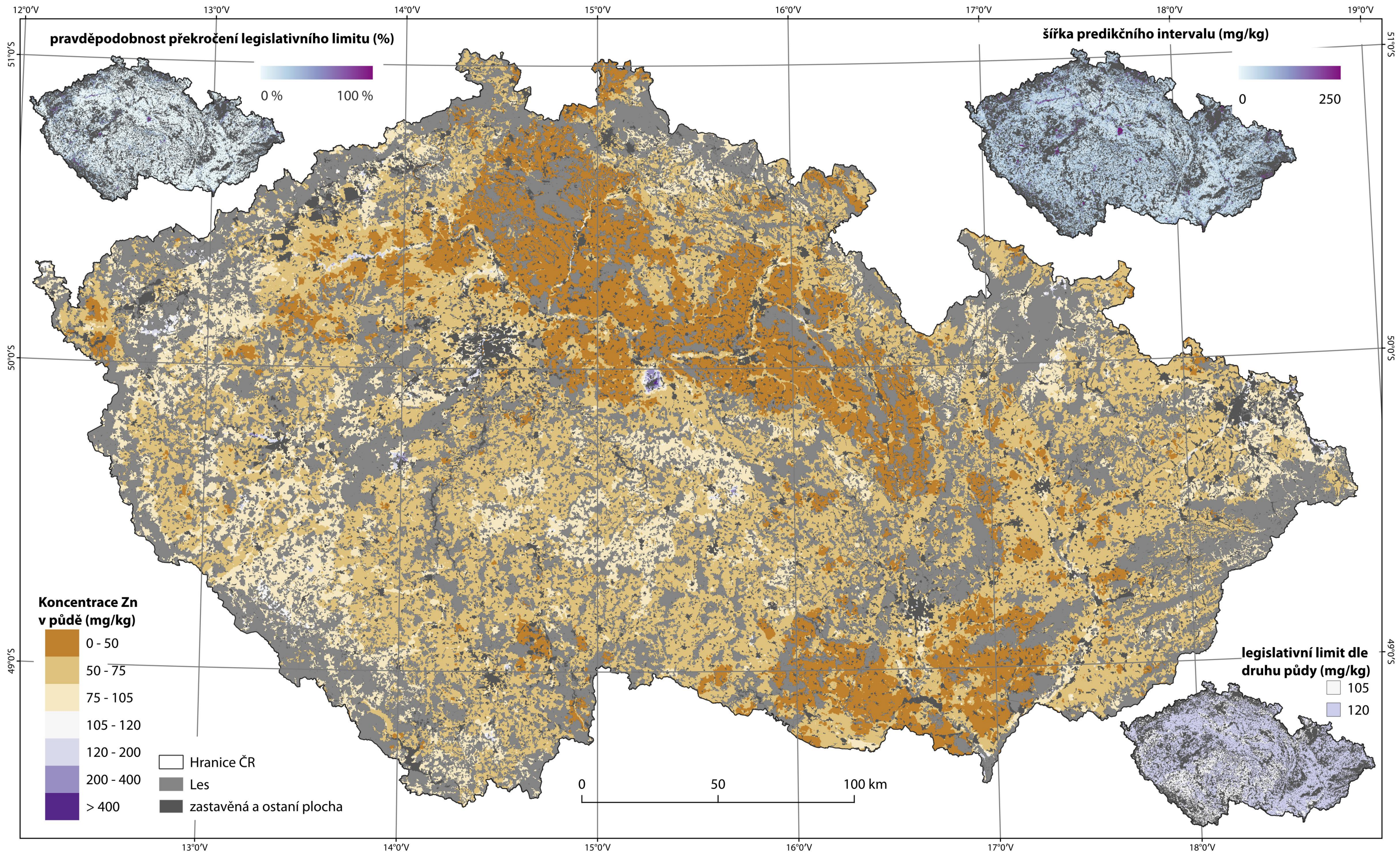


Mapa byla vytvořena v rámci projektu SS03010364 s názvem „Systém na podporu rozhodování při hodnocení kvality půdy z hlediska obsahu rizikových látek v zemědělských půdách České republiky“ financovaným se státní podporou Technologické agentury ČR a Ministerstva životního prostředí ČR v programu Prostředí pro život. K tvorbě map byly použity geochemické prediktivní modely založené na strojovém učení. Bližší informace k metodice lze nalézt na informačním rozcestníku SoilPass na geoportálu VÚMOP, v.v.i – <https://soilpass.vumop.cz>



Skála, J., Žižala, D., Minařík, R., Vojtěchovský, T., Papaj, V.
© Výzkumný ústav meliorací a ochrany půdy, v.v.i.
<http://soilpass.vumop.cz>,
data@vumop.cz

odhad koncentrace zinku (Zn) v zemědělských půdách ČR



Zdrojová data: DMT4G, data ÚKZÚZ, data ČGS, data VÚMOP, data ČHMÚ
 Topografická data: ČÚZK, ArcČR® 500
 Software: QGIS 3.32.2-Lima, Inkscape 1.0.1

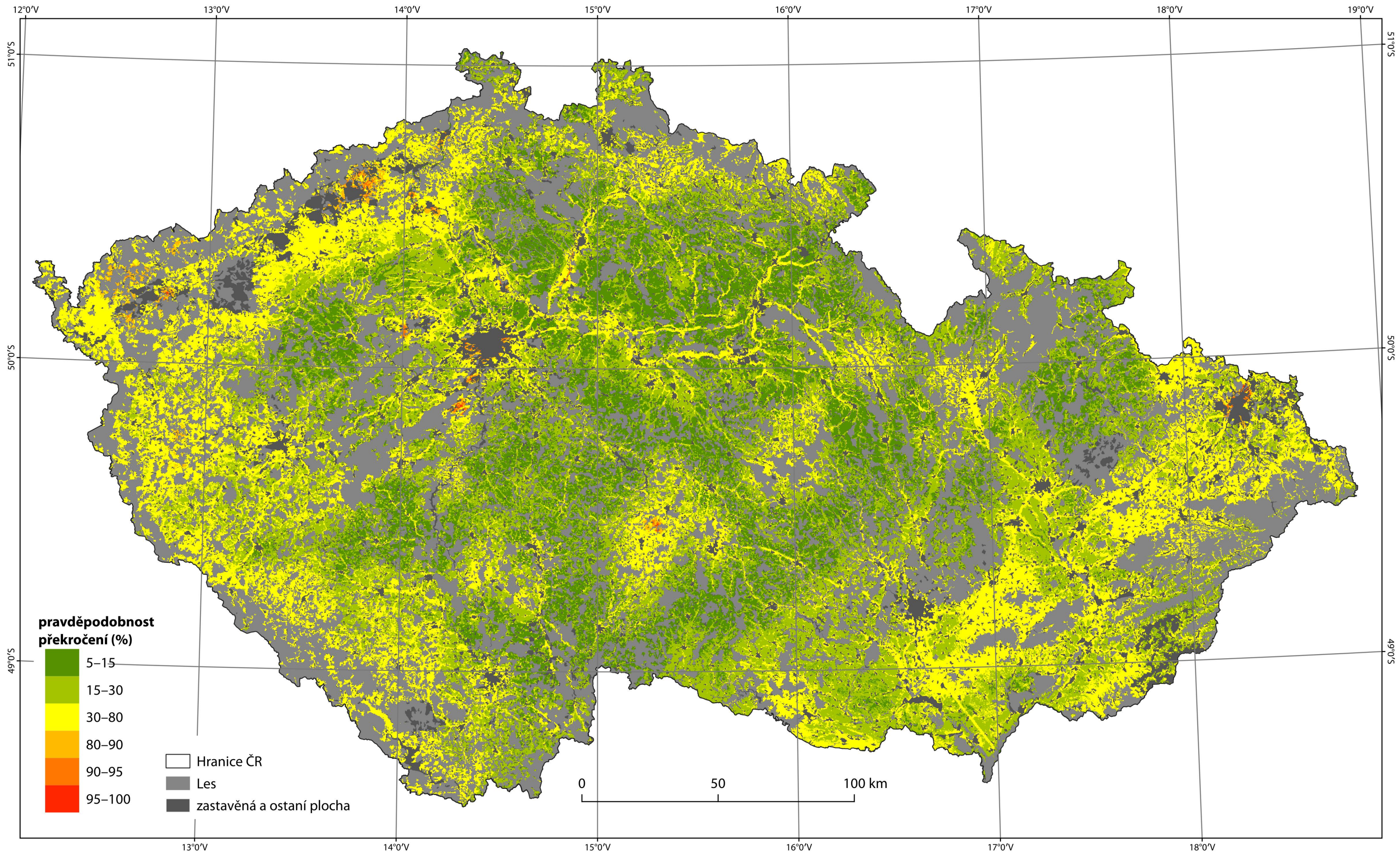


Mapa byly vytvořena v rámci projektu SS03010364 s názvem „Systém na podporu rozhodování při hodnocení kvality půdy z hlediska obsahu rizikových látek v zemědělských půdách České republiky“ financovaným se státní podporou Technologické agentury ČR a Ministerstva životního prostředí ČR v programu Prostředí pro život. K tvorbě map byly použity geochemické prediktivní modely založené na strojovém učení. Bližší informace k metodice lze nalézt na informačním rozcestníku SoilPass na geoportálu VÚMOP, v.v.i – <https://soilpass.vumop.cz>



Skála, J., Žižala, D., Minařík, R., Vojtěchovský, T., Papaj, V.
 © Výzkumný ústav meliorací a ochrany půdy, v.v.i.
<http://soilpass.vumop.cz>,
data@vumop.cz

pravděpodobnost překročení alespoň jedné limitní hodnoty pro organické látky dle legislativy



Zdrojová data: DMT4G, data ÚKZÚZ, data ČGS, data VÚMOP, data ČHMÚ
 Topografická data: ČÚZK, ArcČR® 500
 Software: QGIS 3.32.2-Lima, Inkscape 1.0.1

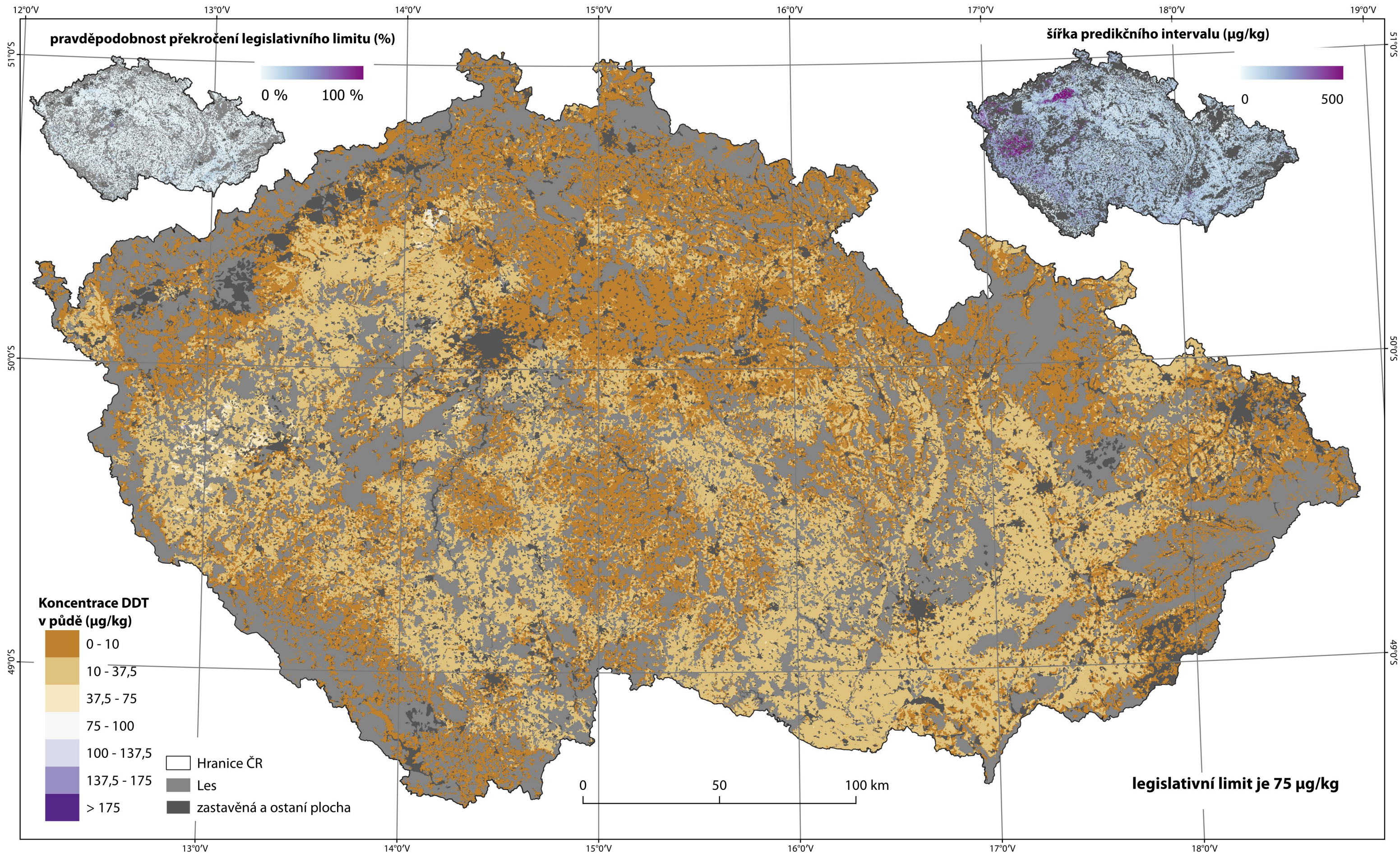


Mapa byla vytvořena v rámci projektu SS03010364 s názvem „Systém na podporu rozhodování při hodnocení kvality půdy z hlediska obsahu rizikových látek v zemědělských půdách České republiky“ financovaným se státní podporou Technologické agentury ČR a Ministerstva životního prostředí ČR v programu Prostředí pro život. K tvorbě map byly použity geochemické prediktivní modely založené na strojovém učení. Bližší informace k metodice lze nalézt na informačním rozcestníku SoilPass na geoportálu VÚMOP, v.v.i – <https://soilpass.vumop.cz>



Skála, J., Žižala, D., Minařík, R., Vojtěchovský, T., Papaj, V.
 © Výzkumný ústav meliorací a ochrany půdy, v.v.i.
<http://soilpass.vumop.cz>,
data@vumop.cz

odhad koncentrace dichlordifenyiltrichlorethanu (DDT) v zemědělských půdách ČR



Zdrojová data: DMT4G, data ÚKZÚZ, data ČGS, data VÚMOP, data ČHMÚ
Topografická data: ČÚZK, ArcČR® 500
Software: QGIS 3.32.2-Lima, Inkscape 1.0.1

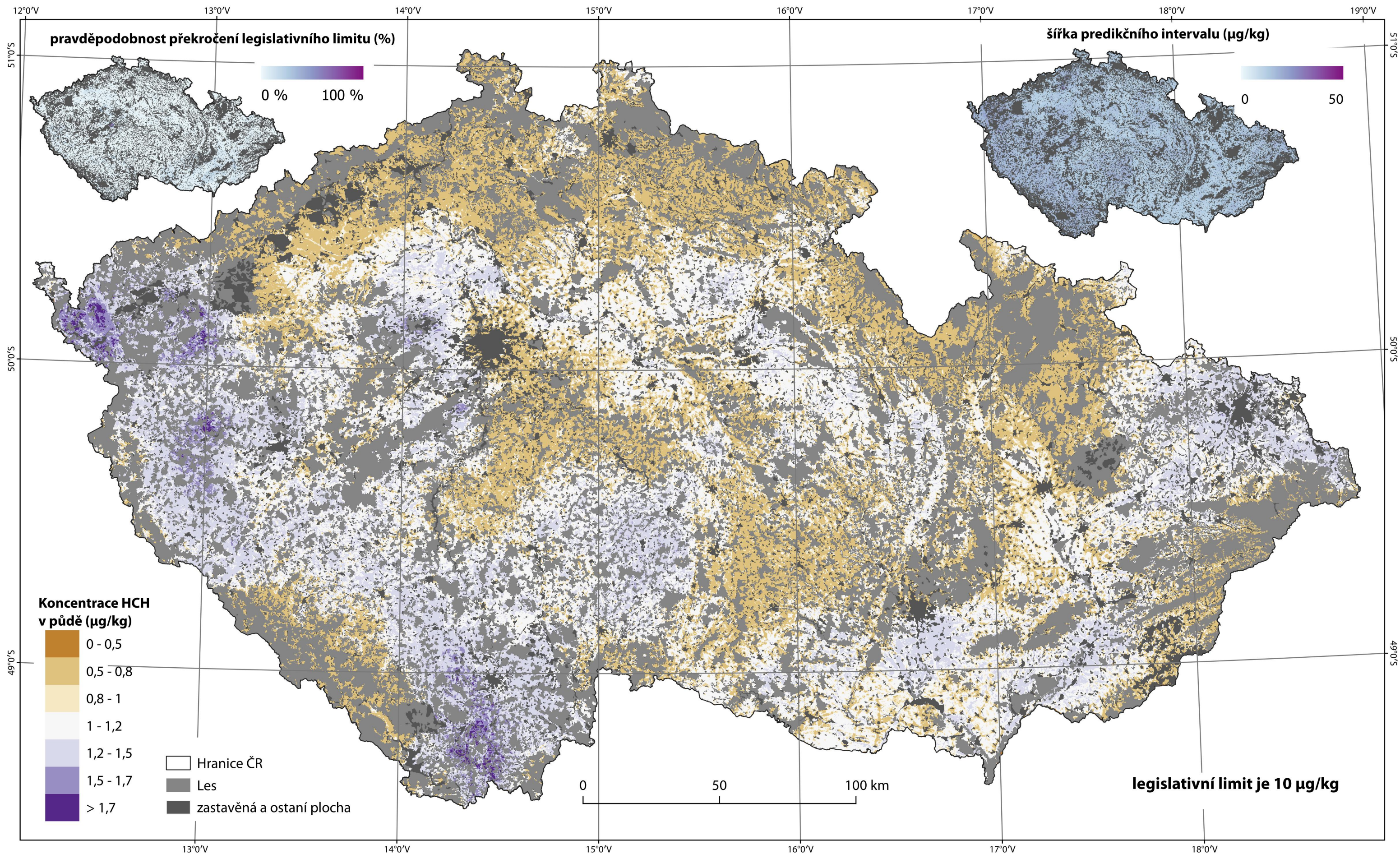


Mapa byla vytvořena v rámci projektu S503010364 s názvem „Systém na podporu rozhodování při hodnocení kvality půdy z hlediska obsahu rizikových látek v zemědělských půdách České republiky“ financovaným se státní podporou Technologické agentury ČR a Ministerstva životního prostředí ČR v programu Prostředí pro život. K tvorbě map byly použity geochemické prediktivní modely založené na strojovém učení. Bližší informace k metodice lze nalézt na informačním rozcestníku SoilPass na geoportálu VÚMOP, v.v.i – <https://soilpass.vumop.cz>



Skála, J., Žižala, D., Minařík, R., Vojtěchovský, T., Papaj, V.
© Výzkumný ústav meliorací a ochrany půdy, v.v.i.
<http://soilapass.vumop.cz>,
data@vumop.cz

odhad koncentrace hexachlorcyklohexanu (HCH) v zemědělských půdách ČR



Zdrojová data: DMT4G, data ÚKZÚZ, data ČGS, data VÚMOP, data ČHMÚ
Topografická data: ČÚZK, ArcČR® 500
Software: QGIS 3.32.2-Lima, Inkscape 1.0.1

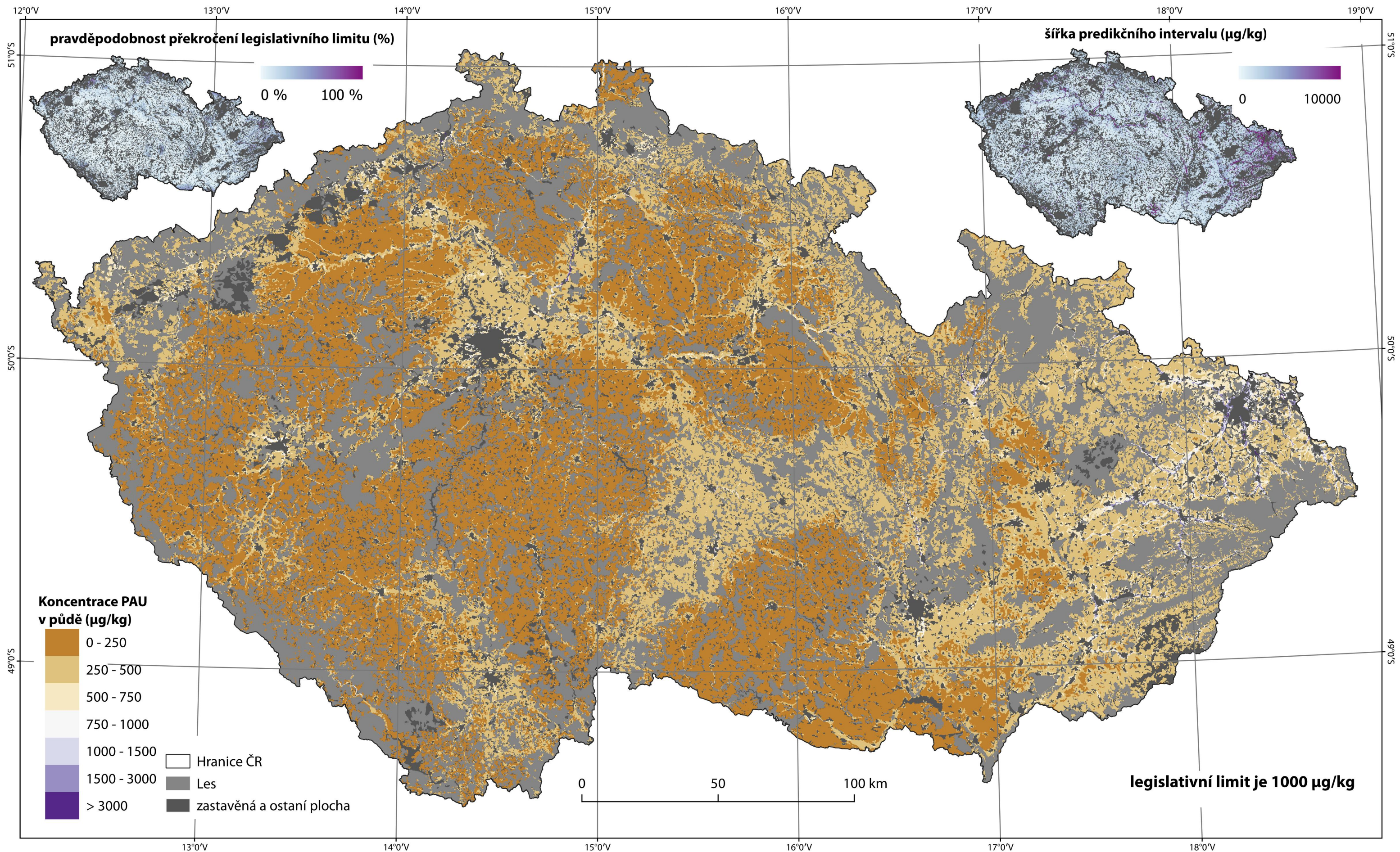


Mapa byla vytvořena v rámci projektu S503010364 s názvem „Systém na podporu rozhodování při hodnocení kvality půdy z hlediska obsahu rizikových látek v zemědělských půdách České republiky“ financovaným se státní podporou Technologické agentury ČR a Ministerstva životního prostředí ČR v programu Prostředí pro život. K tvorbě map byly použity geochemické prediktivní modely založené na strojovém učení. Bližší informace k metodice lze nalézt na informačním rozcestníku SoilPass na geoportálu VÚMOP, v.v.i – <https://soilpass.vumop.cz>



Skála, J., Žižala, D., Minařík, R., Vojtěchovský, T., Papaj, V.
© Výzkumný ústav meliorací a ochrany půdy, v.v.i.
<http://soilpass.vumop.cz>,
data@vumop.cz

odhad koncentrace polycyklických aromatických uhlovodíků (PAU) v zemědělských půdách ČR



Zdrojová data: DMT4G, data ÚKZÚZ, data ČGS, data VÚMOP, data ČHMÚ
Topografická data: ČÚZK, ArcČR® 500
Software: QGIS 3.32.2-Lima, Inkscape 1.0.1

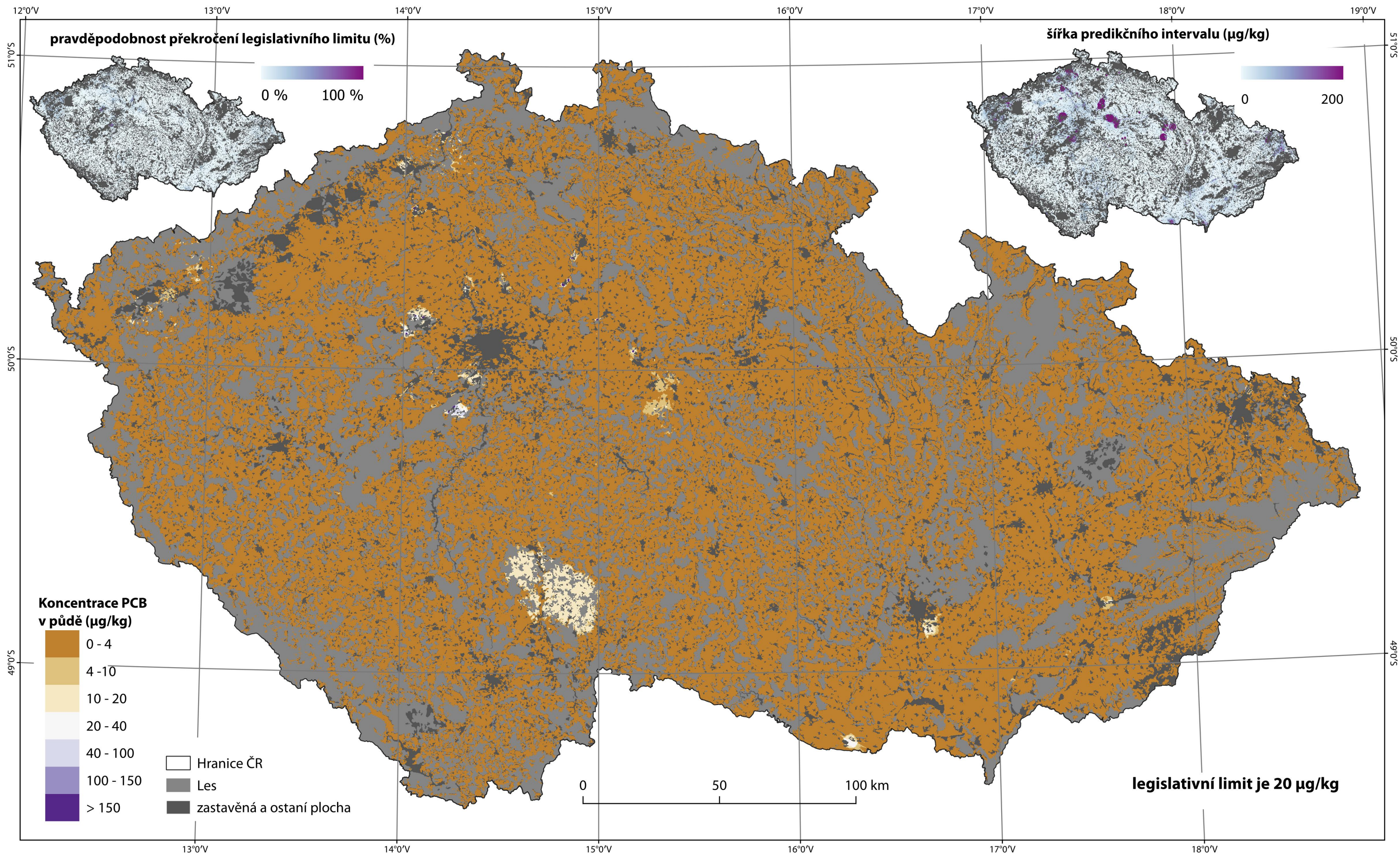


Mapa byla vytvořena v rámci projektu S503010364 s názvem „Systém na podporu rozhodování při hodnocení kvality půdy z hlediska obsahu rizikových látek v zemědělských půdách České republiky“ financovaným se státní podporou Technologické agentury ČR a Ministerstva životního prostředí ČR v programu Prostředí pro život. K tvorbě map byly použity geochemické prediktivní modely založené na strojovém učení. Bližší informace k metodice lze nalézt na informačním rozcestníku SoilPass na geoportálu VÚMOP, v.v.i – <https://soilpass.vumop.cz>



Skála, J., Žižala, D., Minařík, R., Vojtěchovský, T., Papaj, V.
© Výzkumný ústav meliorací a ochrany půdy, v.v.i.
<http://soilapass.vumop.cz>,
data@vumop.cz

odhad koncentrace polychlorovaných bifenyků (PCB) v zemědělských půdách ČR



Zdrojová data: DMT4G, data ÚKZÚZ, data ČGS, data VÚMOP, data ČHMÚ
Topografická data: ČÚZK, ArcČR® 500
Software: QGIS 3.32.2-Lima, Inkscape 1.0.1

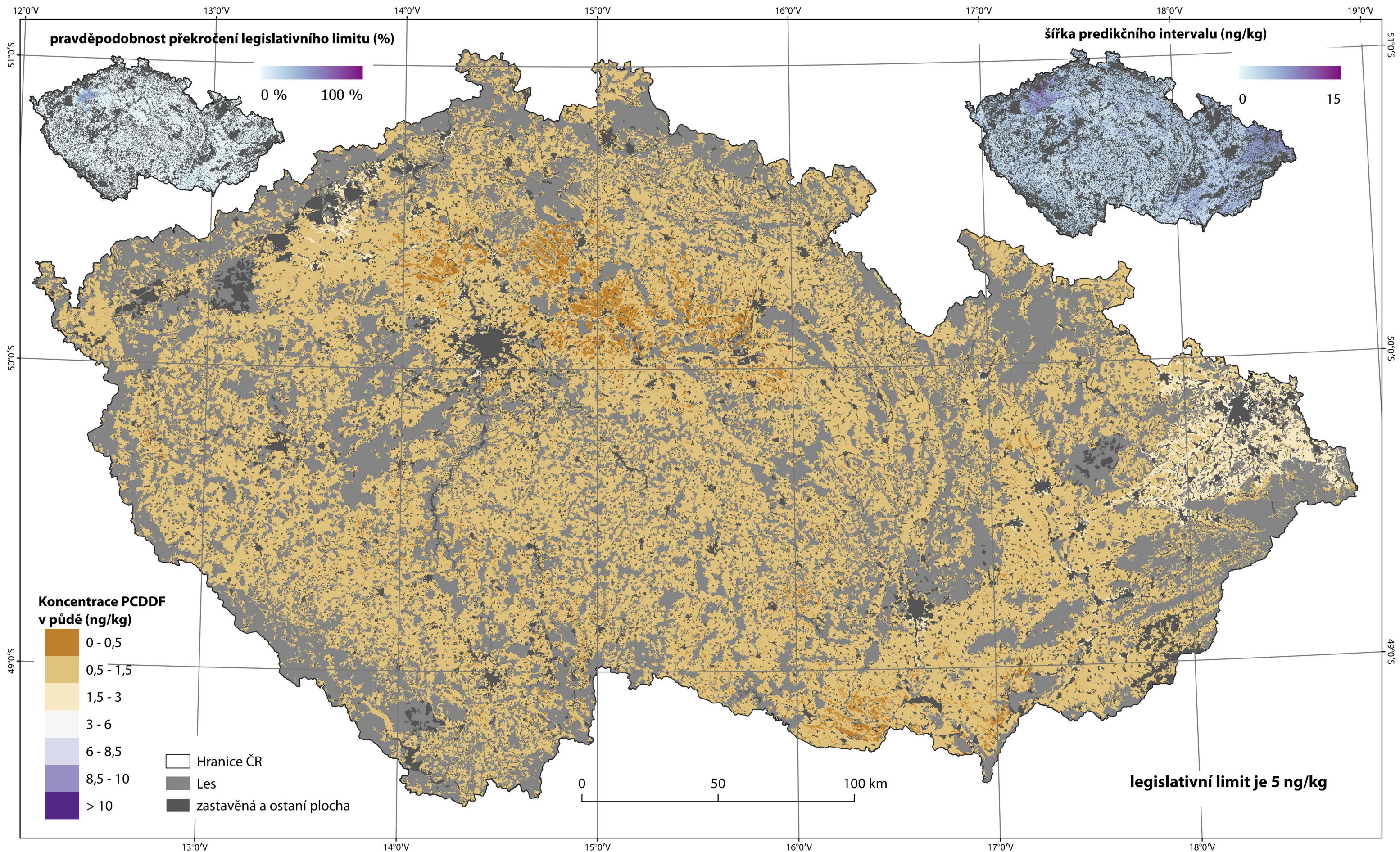


Mapa byla vytvořena v rámci projektu S503010364 s názvem „Systém na podporu rozhodování při hodnocení kvality půdy z hlediska obsahu rizikových látek v zemědělských půdách České republiky“ financovaným se státní podporou Technologické agentury ČR a Ministerstva životního prostředí ČR v programu Prostředí pro život. K tvorbě map byly použity geochemické prediktivní modely založené na strojovém učení. Bližší informace k metodice lze nalézt na informačním rozcestníku SoilPass na geoportálu VÚMOP, v.v.i – <https://soilpass.vumop.cz>



Skála, J., Žížala, D., Minařík, R., Vojtěchovský, T., Papaj, V.
© Výzkumný ústav meliorací a ochrany půdy, v.v.i.
<http://soilapass.vumop.cz>,
data@vumop.cz

odhad koncentrace polychlorovaných dibenzodioxinů (PCDDF) v zemědělských půdách ČR



Zdrojová data: DMT4G, data ÚKZÚZ, data ČGS, data VÚMOP, data ČHMÚ
Topografická data: ČÚZK, ArcČR® 500
Software: QGIS 3.32.2-Lima, Inkscape 1.0.1

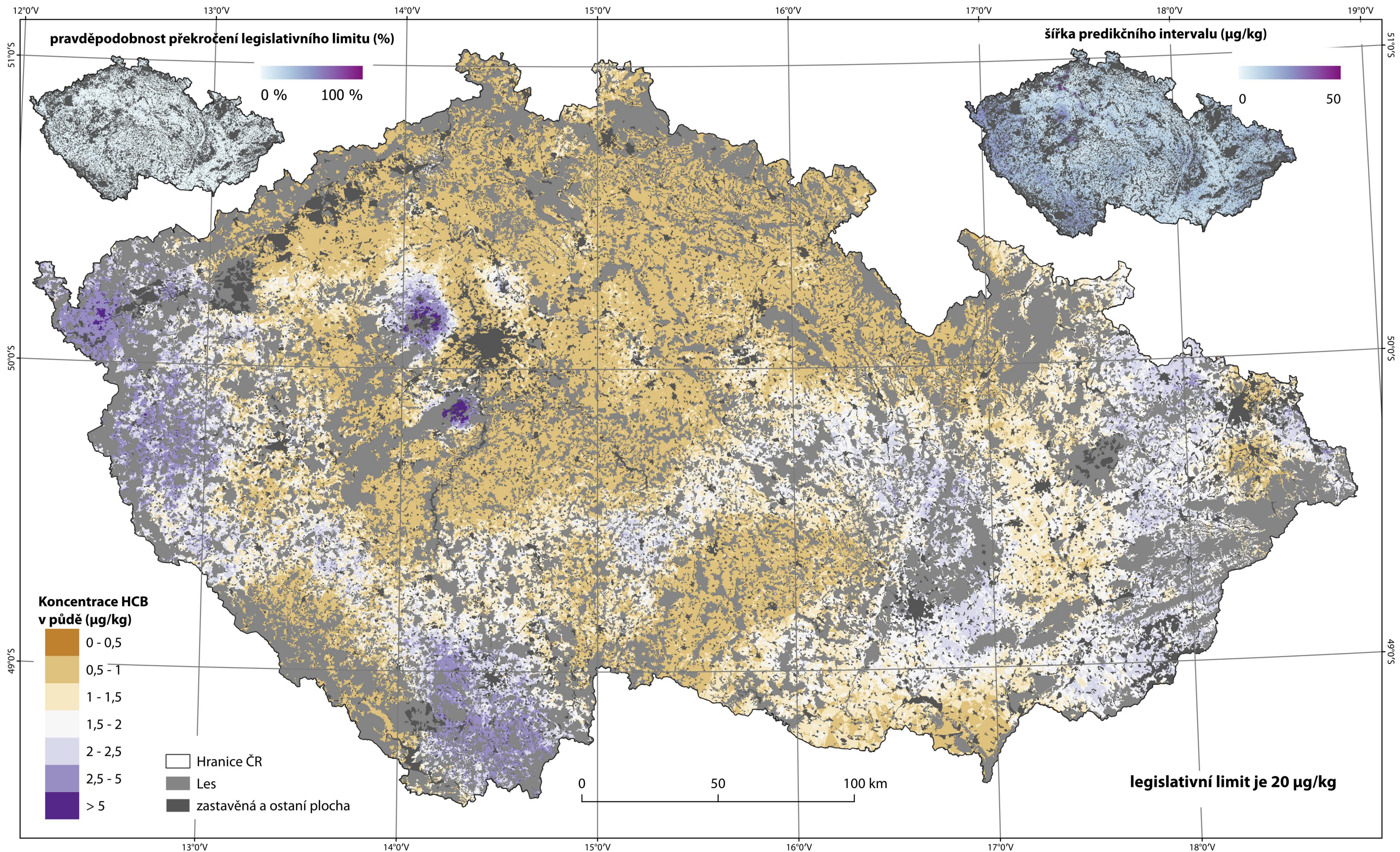


Mapa byla vytvořena v rámci projektu S503010364 s názvem „Systém na podporu rozhodování při hodnocení kvality půdy z hlediska obsahu rizikových látek v zemědělských půdách České republiky“ financovaným se státní podporou Technologické agentury ČR a Ministerstva životního prostředí ČR v programu Prostředí pro život. K tvorbě map byly použity geochemické prediktivní modely založené na strojovém učení. Bližší informace k metodice lze nalézt na informačním rozcestníku SoilPass na geoportálu VÚMOP, v.v.i – <https://soilpass.vumop.cz>



Skála, J., Žižala, D., Minařík, R., Vojtěchovský, T., Papaj, V.
© Výzkumný ústav meliorací a ochrany půdy, v.v.i.
<http://soilapass.vumop.cz>,
data@vumop.cz

odhad koncentrace hexachlorbenzenu (HCB) v zemědělských půdách ČR



Zdrojová data: DMT4G, data ÚKZÚZ, data ČGS, data VÚMOP, data ČHMÚ
Topografická data: ČÚZK, ArcČR® 500
Software: QGIS 3.32.2-Lima, Inkscape 1.0.1



Mapa byly vytvořena v rámci projektu S503010364 s názvem „Systém na podporu rozhodování při hodnocení kvality půdy z hlediska obsahu rizikových látek v zemědělských půdách České republiky“ financovaným se státní podporou Technologické agentury ČR a Ministerstva životního prostředí ČR v programu Prostředí pro život. K tvorbě map byly použity geochemické prediktivní modely založené na strojovém učení. Bližší informace k metodice lze nalézt na informačním rozcestníku SoilPass na geoportálu VÚMOP, v.v.i – <https://soilpass.vumop.cz>



Skála, J., Žižala, D., Minařík, R., Vojtěchovský, T., Papaj, V.
© Výzkumný ústav meliorací a ochrany půdy, v.v.i.
<http://soilapass.vumop.cz>,
data@vumop.cz