



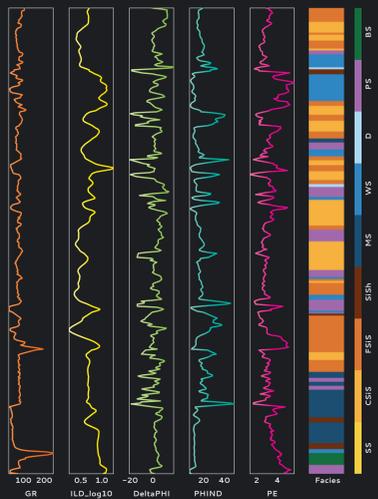
INDUSTRIE PÉTROLIÈRE

Prédiction de faciès par assimilation de données géophysiques

Application des algorithmes développés à d'autres domaines:

GÉOTHERMIE - HYDROGÉOLOGIE

INTÉGRATION QUANTITATIVE DE MESURES GÉOPHYSIQUES



PRÉDICTION DES FACIÈS

Par l'application de règles géologiques cohérentes et l'assimilation de la totalité des données géophysiques disponibles dans un système intégré de ML, les différents faciès peuvent être prédits le long des nouveaux forages. Cette prédiction automatique guidera le géologue dans son interprétation et favorisera la prise de décisions rapides pour des phases de travaux subséquentes. Cette méthodologie permet également un contrôle de qualité en temps réel des nouvelles données acquises et de l'interprétation.

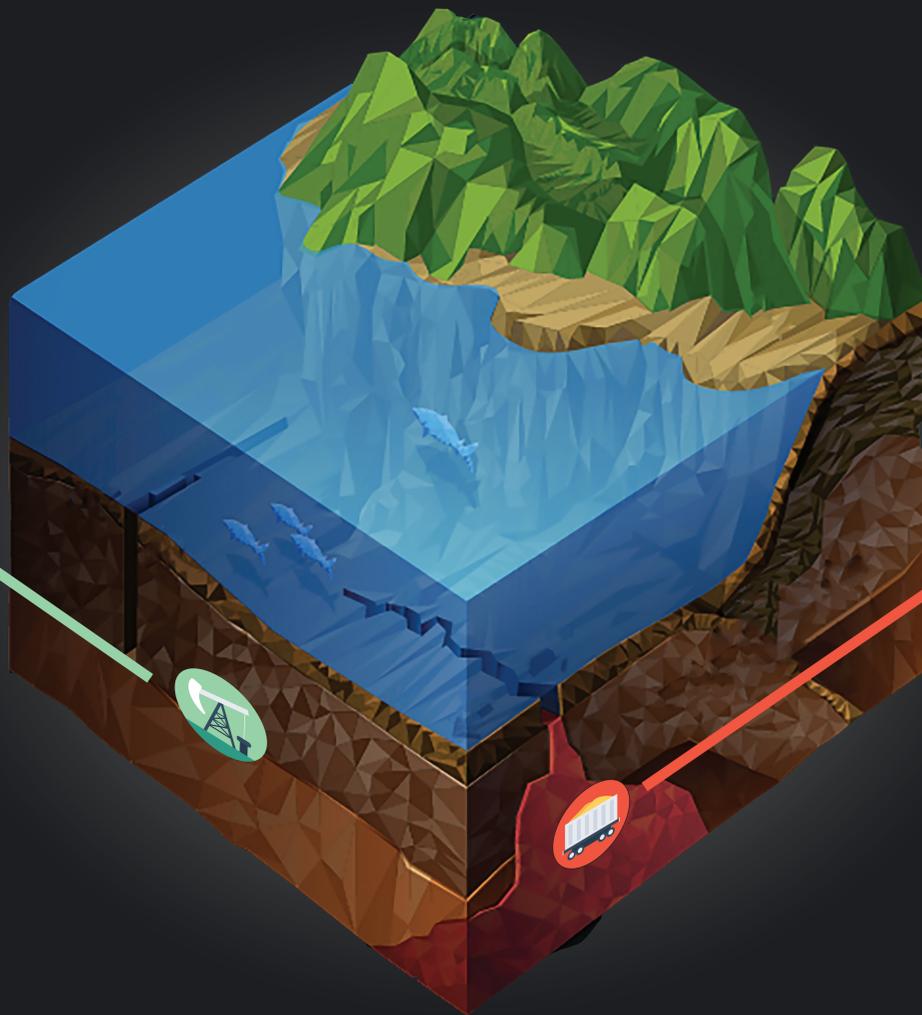


Sources:

Perozzi et Gloaguen (2010)
Blouin, Perozzi et Gloaguen (2016)
Caté, Perozzi et Gloaguen (2016)

INRS
UNIVERSITÉ DE RECHERCHE

geoLEARN
www.geolearn.ml



EXPLORATION MINIÈRE

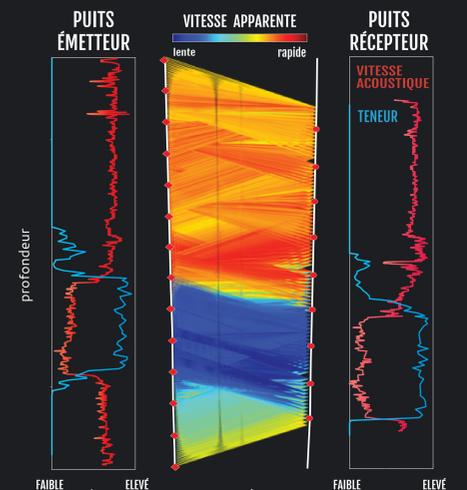
Intégration de mesures géophysiques

Estimation des teneurs

Classification des lentilles minéralisées

ESTIMATION DES TENEURS

à partir de tomographies de vitesses sismiques



GÉOLOGIE

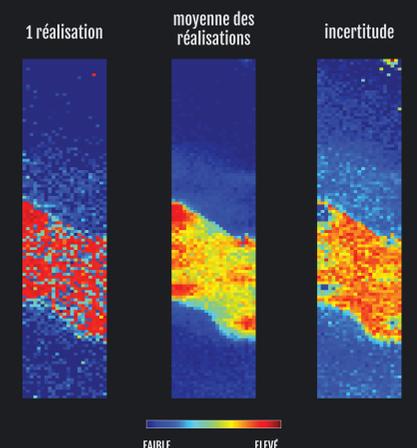
Les mesures en forages permettent d'établir les relations entre la géologie (teneur en minéral) et des propriétés physiques (réponse acoustique)

GÉOPHYSIQUE

Les mesures de tomographie sismique entre forages sont capables de détecter les contrastes de vitesse entre sulfures massifs et roche encaissante.

ESTIMATION BAYÉSIENNE STOCHASTIQUE

L'intégration des données géologiques en forages conjointement avec la sismique entre forages permet de produire des modèles de teneurs en minéral.



CLASSIFICATION DES LENTILLES MINÉRALISÉES

Intégration des propriétés physiques mesurées en forages par *machine learning* (ML) pour la prédiction de lentilles minéralisées.

MACHINE LEARNING

Les méthodes d'ensemble (Random Forest, Gradient Boosting, ...) permettent de produire des classifications de la minéralisation à partir des propriétés physiques mesurées en forage.

ENTRAÎNEMENT DU MODÈLE

Pour le site minier de Lalor au Manitoba, une base de données de quatorze puits est disponible. Onze d'entre eux sont utilisés pour entraîner le modèle et trois servent à tester la performance de celui-ci.

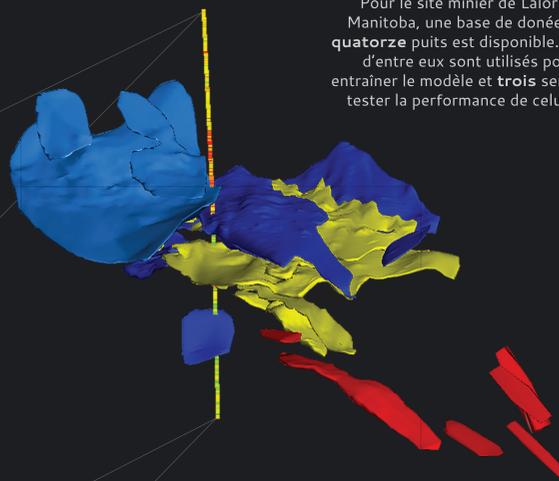
ASSAYS PREDICTION



1 g/t

ANALYSE MULTIVARIÉE

Les algorithmes de ML définissent automatiquement les relations multivariées sur des bases de données d'entraînement (données disponibles) pour générer un modèle prédictif de la minéralisation de nouvelles cibles.



CLASSEMENT	VARIABLE	IMPORTANCE
1	Neutron Max	0.067
2	log Natural Gamma Max	0.065
3	log Resistivity Binch Max	0.052
4	Neutron Mean	0.049
5	log Resistivity Binch Median	0.048
6	log Resistivity Binch Std	0.042
7	Neutron Median	0.038
8	log Natural Gamma Mean	0.036
9	Neutron Min	0.035
10	log Resistivity Binch Mean	0.033
11	log Resistivity 16inch Max	0.032
12	log Natural Gamma Min	0.029
13	log Natural Gamma Median	0.028
14	log Resistivity 16inch Median	0.027
15	S Wave Velocity Min	0.024
Cumulative total:		0.605

