

MISE AU POINT D'UNE METHODE AUTOMATIQUE POUR LA DETERMINATION DES PROPRIETES GEOMECHANIQUES DE SOLS IN-SITU A L'AIDE DU PANDOSCOPE®

DEVELOPMENT OF AN AUTOMATIC METHOD TO DETERMINE GEOTECHNICAL SOIL PROPERTIES THROUGH PANDOSCOPE®

Sébastien Barbier¹, Younes Haddani¹, Carlos Sastre-Jurado¹ & Miguel Benz-Navarrete¹

¹ Sol Solution, Riom, France

RÉSUMÉ – La méthodologie présentée associe l'exploitation des données Pandoscopiques. Les essais pénétrométriques Panda® et les images géoendoscopiques sont analysés, traités et exploités afin d'identifier automatiquement la stratigraphie, la nature et la consistance permettant d'estimer des propriétés géomécaniques des sols traversés. Cette démarche est testée au travers d'essais en chambre de calibrations au laboratoire.

ABSTRACT – An automatic method is presented to associate the results obtained through Pandoscopic® test. The penetrometry and geoendoscopical images are analyzed in order to obtain firstly the thickness layer. For each layer detected, both soil texture and different geotechnical properties are estimated. This approach is validated through laboratory tests performed in a calibration chamber for different soils profiles.

1. Introduction

Afin de maîtriser au mieux l'hétérogénéité et la variabilité spatiale des propriétés physiques et mécaniques de sols de surface, le développement de techniques et de méthodes légères, rapides, de faible coût, mais surtout permettant d'avoir une quantité importante d'informations soit en profondeur, soit dans l'espace est aujourd'hui nécessaire.

Dans la pratique, le pénétromètre Panda®, créé et développé en France (Gourvès, 1991), permet d'enregistrer quasiment en continu la résistance du sol en fonction de la profondeur et de multiplier aisément et à faible coût le nombre de sondages. Le pénérogramme obtenu est très riche en informations sur la stratigraphie et les caractéristiques mécaniques des sols traversés. Cependant, aucune information sur la nature et/ou la texture du sol traversé n'est disponible. L'essai est ainsi dit aveugle.

Pour remédier à ce problème, différents travaux de recherches permettant de coupler l'essai géoendoscopique à l'essai de pénétration ont été réalisés (Breul, 1999 ; Haddani, 2004). Ces travaux sont aujourd'hui appliqués couramment dans le cadre du diagnostic d'ouvrages de surface. Toutefois l'utilisation de cette méthode de couplage, baptisée Pandoscope®, requiert une certaine expertise. L'efficience de cette méthode peut être dépendante de l'expérience de l'analyste.

L'objectif de ce travail est de proposer et valider une méthodologie automatisée de couplage des données Pandoscope® permettant l'estimation des propriétés du sol en fonction de la profondeur. Afin de valider cette méthode, une base de données d'essais en chambre de calibration a été constituée au laboratoire. Cette base de données constituera une base d'apprentissage pour le développement des algorithmes d'analyse des mesures Pandoscope®. De ces algorithmes découlent un découpage de chaque moule en couches distinctes. Pour chacune de ces couches, une nature supposée du sol et une signature pénétrométrique sont associées. Ces informations sont ensuite utilisées pour mieux saisir à partir d'une base de données de corrélations permettant le calcul de paramètres géomécaniques pour chacune des couches.

2. A propos de la méthodologie Pandoscope®

La méthodologie Pandoscope® est issue de l'association de l'essai pénétrométrique Panda® et de la géoendoscopie. En effet à l'issu d'un sondage Panda®, la tige est retirée du sol et une caméra géoendoscopique est insérée dans la cavité laissée par le sondage. Celle-ci est glissée depuis la surface jusqu'au fond du forage. Un système d'acquisition spécialement conçu enregistre en continu les vidéos, les images et la profondeur de la prise de mesure.

A la fin de l'essai et seulement après avoir synchronisé les mesures en temps et profondeur, on obtient un pénétrogramme et une vidéo (et/ou des images) qui sont associés en fonction de la profondeur. Le résultat de cette association est dit : « carotte virtuelle ».

2.1. Le Panda®

Le Panda® est un pénétromètre dynamique manuel léger à énergie variable. Il est développé et commercialisé par l'entreprise Sol Solution. Dans la Figure 1 on présente le principe du Panda®, les différents composants de l'appareil, un sondage réalisé en milieu urbain ainsi que les pénétrogrammes obtenus à la fin d'un sondage.



Figure 1. (a) Principe du pénétromètre dynamique Panda 2, (b) vu de l'ensemble, (c) Essai réalisé sur site et (d) Pénétrogrammes obtenus et visualisables sur l'appareil (Benz, 2009)

Tel qu'on le montre dans la Figure 1, le matériel se compose d'une tête de frappe instrumentée sur laquelle l'opérateur vient frapper à l'aide d'un marteau standardisé. Les capteurs sont reliés à une unité centrale d'acquisition qui vient compléter cette mesure avec celle de l'enfoncement enregistré à l'aide d'un deuxième capteur. L'ensemble de ces informations est transmis à un terminal de dialogue qui va permettre à l'opérateur de sauvegarder, classer, commenter, visualiser et par la suite de récupérer les sondages.

2.2. La Geoendoscopie

La géoendoscopie associe une technologie d'imagerie miniaturisée de qualité à une mesure de profondeur. Cette association permet de visualiser et d'enregistrer des images du sol à des profondeurs connues. La Figure 2 explicite le procédé de mesure ainsi qu'un exemple de résultat obtenu à l'heure actuelle par couplage des techniques Pandoscopiques.

L'endoscope utilisé se compose d'un capteur d'image et d'une source lumineuse tous deux maintenus dans une gaine de faible diamètre et de longueur adaptée aux essais. Un enregistreur de profondeur vient compléter la mesure afin de localiser les images acquises. C'est cet ensemble qui constitue le matériel de la géoendoscopie.



Figure 2. (a) Principe de l'essai géoendoscopique, (b) essais sur site, (c) exemple d'images obtenues en profondeur et (d) couplage du pénérogramme Panda® et des caractéristiques issus de l'analyse d'images géoendoscopiques : Pandoscope®

Divers travaux de recherche et d'application ont visé à définir, qualifier et améliorer l'utilisation de la géoendoscopie (Barbier *et al.*, 2017 ; Haddani *et al.*, 2016). Dans le cadre des applications actuelles, le système géoendoscopique enregistre une image localisée en profondeur par palier d'enfoncement de 0,5 mm environ ; soit environ 2000 images par mètre d'essai.

3. Méthodologie automatique pour la détermination des propriétés des sols

Cette méthodologie est testée sur des essais réalisés en laboratoire. Elle est composée de trois procédés pour mieux caractériser les matériaux :

- Une méthode d'analyse par découpage
- Une méthode d'analyse d'images endoscopique par apprentissage
- L'utilisation d'une base de données de corrélation

3.1. Mesures en laboratoire

Afin de valider la méthode, des essais en laboratoire ont été effectués. Des chambres de calibration ont été constituées avec différents types de sols dans différentes configurations. Il est ainsi possible d'étudier :

- différents matériaux
- différentes épaisseurs de couches
- différentes interfaces
- différentes teneurs en eau

Quatre matériaux différents ont été utilisés. Le Tableau 1 liste des propriétés granulométriques des matériaux utilisés.

Tableau 1. Caractéristiques granulométriques des matériaux

Paramètre	Sable de Dunkerque	Sable grossier	Grave concassée propre (microballast)	Ballast
D_{50} (mm)	0,21	1,40	6,00	38,9
$C_C (d_{60}/d_{10})$	0,94	1,20	0,84	1,06
$C_U (d_{30}^2/d_{10} \cdot d_{60})$	2,81	2,13	1,87	1,64

La Figure 3 explicite la composition des éprouvettes conçues, identifiées comme : Moules Het 1, 2, 3 et 4. Elles sont composées de couches de sable de Dunkerque, de sable grossier, de grave concassée (dit « microballast ») propre et de ballast.

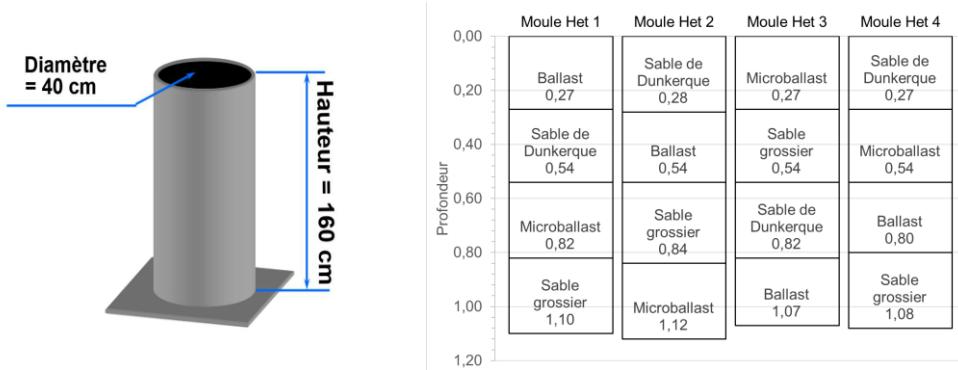


Figure 3. Schéma descriptif de la composition des différentes chambres de calibration

Pour chacune des éprouvettes, trois essais Panda® sont réalisés à la suite desquels deux essais géoendoscopiques, opposés de 180°, sont effectués. Ainsi, les données récoltées pour chaque moule ausculté sont constituées de 3 pénétrogrammes et 6 vidéos référencées en profondeur. Soit 12 pénétrogrammes et 24 vidéos pour l'ensemble des essais.

3.2. Méthodes d'analyse par découpage

Le signal pénétrométrique est analysé à l'aide d'une technique de découpage par fenêtre glissante. La stratigraphie automatique est obtenue dans cet étude par calcul du coefficient de corrélation intra-classe (Sastre Jurado, 2018). Pour chaque pas de glissement de la fenêtre définie, le paramètre ρ_I est ainsi calculé selon l'équation (1) suivante :

$$\rho_I = \frac{T_b^2}{T_b^2 + T_w^2} \quad (1)$$

avec T_b^2 la variance totale des échantillons à analyser et T_w^2 la variance pondérée tel que :

$$T_b^2 = \frac{1}{n_1 + n_2 - 1} \sum_{i=1}^{n_1+n_2} (x_i - \mu)^2 \quad (2)$$

$$T_w^2 = \frac{1}{n_1 + n_2 - 1} (n_1 \sigma_1^2 + n_2 \sigma_2^2) \quad (3)$$

avec n_1 et n_2 la taille des échantillons comparés dans la fenêtre, μ la moyenne empirique et σ_1^2 , σ_2^2 les variances empiriques pour chaque population. Un algorithme de détection de pics est ensuite appliqué sur le résultat afin de réaliser un découpage automatique (Sastre Jurado, 2018).

3.3. Méthodes d'analyse par apprentissage

La méthodologie de classification de nature du sol par analyse d'image se base sur une approche par apprentissage (LeCun *et al.*, 1998). Un algorithme de réseau de neurones (RNA) dit profond est utilisé afin de modéliser le système de données d'image. Un RNA se compose de différentes couches avec des interactions séquentielles entre elles. Dans le cadre de cette méthode, le processus d'apprentissage est réalisé par propagation inverse

de l'erreur afin d'optimiser un critère de performance choisi (Hecht-Nielsen, 1992 ; Hornik *et al.*, 1989). La plupart des couches de neurones optimisent ainsi des noyaux de convolution afin de réaliser des traitements sur les images en entrée (LeCun *et al.*, 1998).

L'ensemble des images acquises pour chaque éprouvette testée au laboratoire est analysé par le réseau conçu. Deux essais géoendoscopiques sont retenus dans chaque moule afin de réaliser l'apprentissage, soit 8 essais sur les 24. L'apprentissage est ainsi réalisé sur un tiers des essais. La Figure 4 schématisé le processus de classification.



Figure 4. Schéma de principe du processus de classification

3.4. Utilisation de la base de données de corrélations

Pour chaque couche et une fois la texture, nature connue et la consistance de chaque matériau traversé, il semble plus simple et possible de corrélérer les valeurs pénétrométriques mesurées à des paramètres géomécaniques usuels (Ameratunga *et al.*, 2015 ; Dysli et Steiner, 2011). Pour ce faire, une base de données de corrélation préalablement construite à Sol Solution mais aussi celles disponibles dans la littérature sont utilisées. Ainsi, pour chaque couche détectée, les paramètres suivants sont calculés :

$$\gamma_d = A_i \cdot \ln(q_d) + B_i \quad (4)$$

$$\varphi = a_i \cdot q_{d_N}^{b_i} + c_i \quad (5)$$

$$D.R = 100 \cdot \sqrt{\frac{q_{d_N}}{300}} \quad (6)$$

$$E_{oed} = \alpha_i \cdot q_d \quad (7)$$

$$CBR = X_i \cdot q_d^{Y_i} \quad (8)$$

avec γ_d le poids volumique total (Breul et Saussine, 2011 ; Sol Solution, 2014 ; Vidella, 2014), φ l'angle de frottement interne (Kulhawy et Mayne, 1990 ; Villavicencio, 2009), $D.R$ la densité relative (Mayne, 2001), E_{oed} le module oëdométrique (Benz-Navarrete, 2009 ; Lunne *et al.*, 1997) et CBR le California Bearing Ratio (Sol Solution, 2012). A_i , B_i , a_i , b_i , c_i , α_i , X_i et Y_i sont des coefficients dépendants de la nature du matériau et issues de la base de données de Sol Solution.

L'application de la méthodologie complète permet donc de définir un modèle du sol autour des essais avec des informations d'épaisseur de couche, de nature des éléments et de caractéristiques géomécaniques comme illustré par la Figure 5.

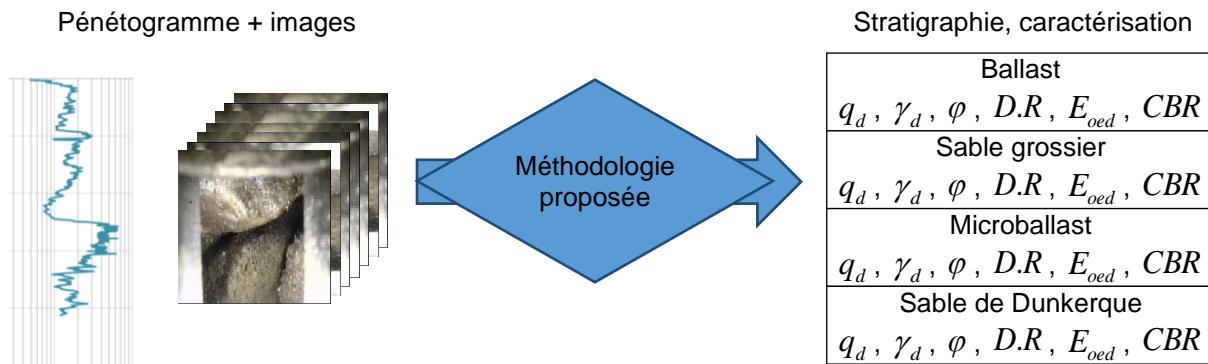


Figure 5. Schéma de principe de la méthodologie proposée

4. Résultats

Les résultats finaux ainsi que ceux intermédiaires sont présentés ici afin de mieux comprendre le processus global.

4.1. La stratigraphie automatique

La stratigraphie automatique issue de l'analyse par découpage des pénétrogrammes est appliquée à chaque essai Panda® réalisé dans chacune des éprouvettes (Figure 6).

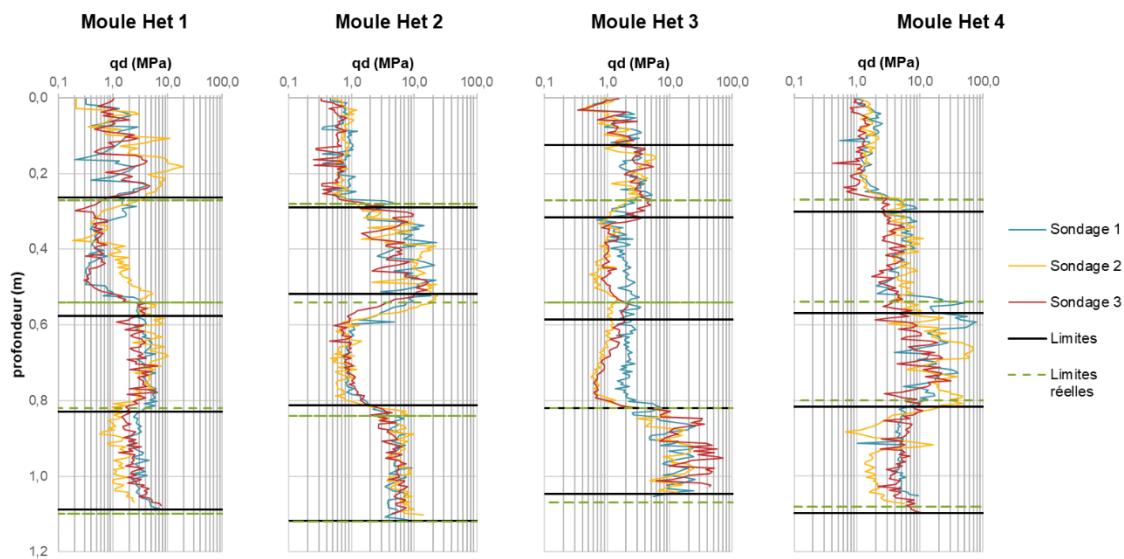


Figure 6. Schéma représentant les différentes limites détectées pour chaque chambre de calibration

Tel qu'on peut le remarquer à partir de la figure précédente, les résultats sont globalement satisfaisants. Les limites obtenues sont proches de celles définies par la construction des différentes éprouvettes. L'analyse permet de détecter des limites entre couche au sens mécanique. C'est-à-dire, des profondeurs à partir desquels le comportement mécanique, exprimé en termes de la résistance de pointe qd , varie. Cette variation peut survenir à des profondeurs différentes des limites de matériaux. De même, il peut être noté que pour le Moule Het 3, une couche supplémentaire est détectée à environ 10 cm de profondeur. Enfin, ces résultats se basent sur la mesure au Panda®, il faut d'une part considérer l'influence du système de mesure sur la précision en profondeur et d'autre part les effets au voisinage des couches qui peuvent avoir une répercussion sur la résistance de pointe lorsque le cône se rapproche de limites (Lunne *et al.*, 1997).

4.2. La classification automatique

Le processus de classification avec apprentissage supervisé par un réseau de neurones permet d'obtenir pour chaque image une probabilité d'appartenance aux classes d'apprentissage. Ainsi, la nature du sol retenue est celle correspondante à la valeur maximale. Les résultats obtenus sont présentés pour chaque essai géoendoscopique de chacun des moules testés. Ainsi, 6 essais par moule ont été effectués sachant que 2 d'entre eux ont servi à l'apprentissage du RNA. La Figure 7 présente les résultats obtenus par cette approche. Les résultats issus du découpage pénétrométrique apparaissent également.

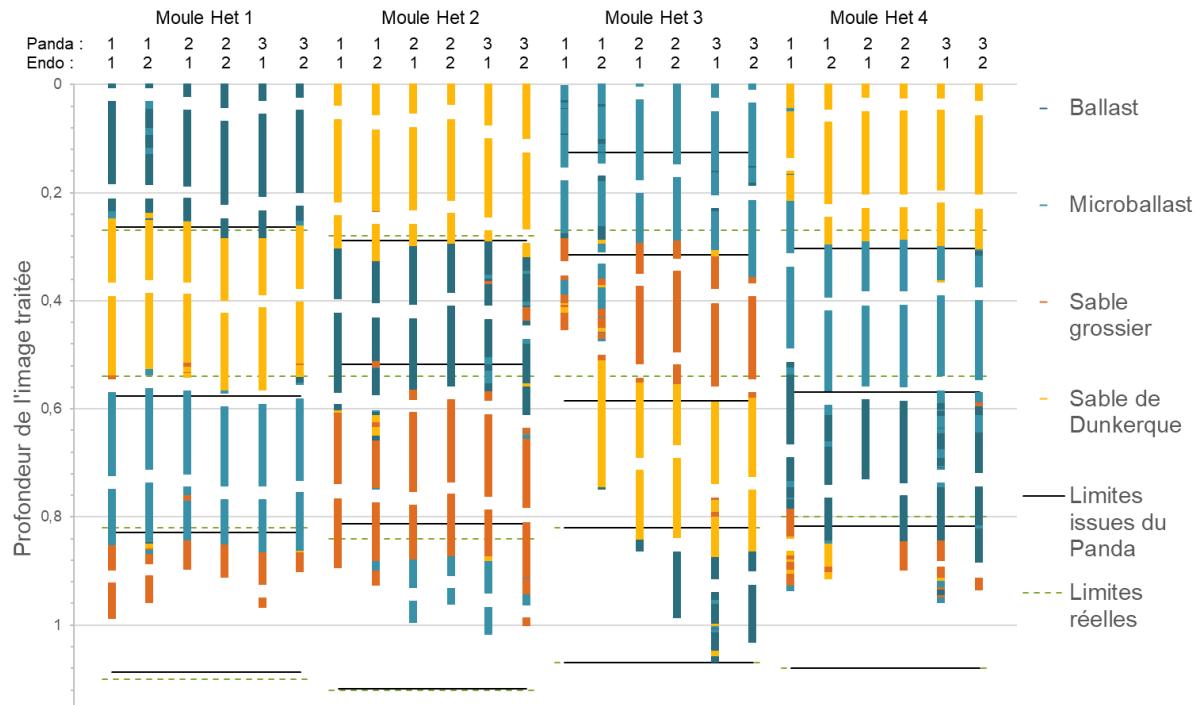


Figure 7. Graphique présentant les différentes natures prédictes par l'analyse d'image pour chaque essai de chaque chambre de calibration

Les résultats présentés dans la Figure 7 permettent de conclure que les analyses et l'identification réalisée par notre RNA concernant la nature des couches est similaire à celles d'origine. Ces résultats sont très prometteurs sachant que la méthodologie ne considère, pour le moment, pas les données comme étant successives. Il serait intéressant d'intégrer le lien spatial entre chaque image. De plus, il est possible de noter que pour le cas de la couche supplémentaire détectée dans le moule Het 3, la nature la plus probable est identique entre les deux premières couches. Cette limite est donc bien une limite mécanique. Enfin, les résultats concernant la nature de la couche la plus profonde du moule Het 2 indique une nature majoritaire de sable grossier. Cependant, ce résultat est expliqué par l'écoulement du sable vers la partie inférieure du forage, ce qui est confirmé par inspection visuelle.

4.3. Détermination des propriétés géomécaniques des sols

Pour chaque couche de nature et consistance différente, certaines propriétés géomécaniques sont déterminées par les biais des corrélations. Les résultats obtenus sont présentés dans le Tableau 2. Bien que les grandeurs obtenues pour chaque paramètre calculé correspondent avec celles présentes dans la littérature (Ameratunga *et al.*, 2015), on doit remarquer le caractère empirique de nos estimations. Aucune mesure standard n'a été mise en œuvre nous permettant de qualifier la véracité de ces résultats,

ce qu'il faudrait prendre en compte dans l'avenir afin de compléter et améliorer la méthode ici proposée.

Tableau 2. Résultats pour chaque chambre de calibration

Chambre de calibration	Limite de couche (m)	Nature	q_d (MPa)	γ_d (kN/m ³)	φ (°)	D.R	E_{oed} (MPa)	CBR (%)
M Het 1	0,26	Ballast	2,5	13,3	36	25	9	8
	0,58	Sable de Dunkerque	1,4	15,7	29	15	3	4
	0,83	Microballast	3,8	14,0	35	23	13	11
	1,09	Sable grossier	2,5	16,2	31	17	5	8
M Het 2	0,29	Sable de Dunkerque	0,8	15,3	26	14	2	3
	0,52	Ballast	8,2	15,1	40	37	29	23
	0,81	Sable grossier	2,4	16,2	31	18	5	7
	1,12	Sable grossier	5,5	16,8	38	24	11	16
M Het 3	0,13	Microballast	1,3	12,4	33	23	5	4
	0,32	Microballast	3,0	13,6	34	26	11	9
	0,59	Sable grossier	1,0	15,5	29	13	2	3
	0,82	Sable de Dunkerque	1,1	15,6	28	12	2	4
	1,07	Ballast	19,2	16,4	46	47	68	50
M Het 4	0,3	Sable de Dunkerque	1,8	16,0	30	20	4	6
	0,57	Microballast	6,4	14,7	41	32	22	118
	0,82	Ballast	19,7	16,4	48	50	16	51
	1,08	Sable grossier	4,5	16,7	33	23	9	13

5. Conclusions

La méthodologie complète mise en œuvre, de l'acquisition aux analyses, permet de déterminer automatiquement une stratigraphie ainsi que des paramètres géomécaniques du sol en place. Cependant, cette démarche n'est appliquée qu'à un cas restreint comportant seulement quatre type de sols et des épaisseurs de couches similaires. Cette technique de couplage et d'analyse prometteuse nécessitera donc des essais plus poussés. La preuve de concept est cependant satisfaisante du point de vue de la qualité des résultats.

Afin d'améliorer la méthodologie, une base de données d'essais plus conséquente devrait être mise en place avec une intégration de la détermination de la classification du sol plutôt que de sa nature afin de généraliser la démarche. L'ajout de données issues des images au système de découpage permettrait de détecter des couches selon des variations à la fois mécaniques, physiques et d'état. En ce qui concerne la classification du sol par analyse d'images, des travaux ont déjà été entrepris auparavant (Breul, 1999 ; Haddani, 2004) et l'intégration de ceux-ci pourrait permettre de viabiliser la méthode. Enfin, des essais de type Panda 3® fournissant davantage de paramètres mécaniques pourraient eux aussi venir enrichir cette démarche.

6. Références bibliographiques

- Ameratunga J., Sivakugan N., Das B. M. (2015). Correlations of Soil and Rock Properties in Geotechnical Engineering. Springer, 236 pages.
- Barbier S., Haddani Y., Saussine G., Breul P., Gourvès R., Benz Navarrete M. A. (2017). Granular media particle size distribution characterization by Pandoscopy® images analysis - Application to railway ballast. Clermont-Ferrand, France.
- Benz-Navarrete M.-A. (2009). Mesures dynamiques lors du battage du pénétromètre Panda 2. Thèse de doctorat, Université Blaise Pascal-Clermont-Ferrand II.

- Breul P. (1999). Caractérisation endoscopique des milieux granulaires couplée à l'essai de pénétration. Thèse de doctorat, Université Blaise Pascal Clermont II Ecole doctorale Sciences pour l'ingénieur de Clermont-Ferrand.
- Breul P., Saussine G. (2011). On site mechanical characterization of the ballast state. *Periodica Polytechnica Civil Engineering*, vol. 55, n°1, pp. 31.
- Dysli M., Steiner W. (2011). Correlations in soil mechanics. PPUR Presses polytechniques, 98 pages.
- Gourvès R. (1991). Le PANDA-pénétromètre dynamique léger à énergie variable. LERMES CUST, Université Blaise Pascal, Clermont-Ferrand.
- Haddani Y. (2004). Caractérisation et classification des milieux granulaires par géoendoscopie. Thèse de doctorat, Clermont-Ferrand 2.
- Haddani Y., Calon N., Saussine G., Benz-Navarrete M. A., Ranvier F., du Couedic C., Gourvès R. (2016). High Yield Geotechnical Characterization of Existing Railway Tracks. Proceedings of the Third International Conference on Railway Technology: Research, Development and Maintenance, vol. 110, n°228.
- Hecht-Nielsen R. (1992). Theory of the backpropagation neural network. Neural networks for perception, pp. 65- 93. Elsevier.
- Hornik K., Stinchcombe M., White H. (1989). Multilayer feedforward networks are universal approximators. *Neural networks*, vol. 2, n°5, pp. 359- 366.
- Kulhawy F. H., Mayne P. W. (1990). Manual on estimating soil properties for foundation design. Electric Power Research Inst., Palo Alto, CA (USA); Cornell Univ., Ithaca, NY (USA). Geotechnical Engineering Group.
- LeCun Y., Bottou L., Bengio Y., Haffner P. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, vol. 86, n°11, pp. 2278- 2324.
- Lunne T., Robertson P. K., Powell J. J. M. (1997). Cone penetration testing. *Geotechnical Practice*, vol. 20, pp. 23- 35.
- Mayne P. W. (2001). Stress-strain-strength-flow parameters from enhanced in-situ tests. Proc. Int. Conf. on In Situ Measurement of Soil Properties and Case Histories, Bali, pp. 27- 47.
- Sastre Jurado C. (2018). Exploitation du signal pénétrométrique pour l'aide à l'obtention d'un modèle de terrain. 315 pages.
- Sol Solution (2012). Document interne. État de l'art, étude expérimental et proposition d'une méthode permettant d'évaluer la portance des pistes en herbe à l'aide d'un pénétromètre sur mesure et l'indice CBR.
- Sol Solution (2014). Document interne. Constitution d'une base de données universelle pour le control de compactage et la détermination de la densité in-situ.
- Vidella J. P. (2014). Etude comparative de validation à l'aide du pénétromètre Panda 3 (Mémoire de fin d'études). Thèse de doctorat, Polytech' Clermont-Ferrand, France.
- Villavicencio G. (2009). Méthodologie pour evaluer la stabilité mécanique des barrages de résidus miniers. Thèse de doctorat, Université Blaise Pascal-Clermont-Ferrand II.