

# EXPLOITATION DU SIGNAL AU PÉNÉTROMÈTRE DYNAMIQUE POUR L'AIDE À L'OBENTION D'UN MODÈLE DE TERRAIN

## EXPLORATION OF DYNAMIC CONE PENETROMETER SIGNAL TO OBTAIN A GROUND MODEL

Carlos SASTRE JURADO<sup>1,2</sup>, Pierre BREUL<sup>2</sup>, Miguel BENZ-NAVARRETE<sup>1</sup>, Claude BACCONNET<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Sol Solution Géotechnique-Réseaux, Riom, France

<sup>2</sup> Université Clermont Auvergne, Laboratoire de Génie Civil Polytech Clermont-Ferrand

**RÉSUMÉ** – Cet article porte sur la reconnaissance de sols à faible profondeur à l'aide de l'essai de pénétration dynamique Panda®. Une méthode globale est proposée afin de bâtir un modèle de terrain probabiliste 3D à partir des mesures issues d'une campagne d'essais. L'application de l'approche et de la méthode envisagée est présentée sur un site expérimental deltaïque en Espagne.

**ABSTRACT** – This work focuses on the shallow geotechnical characterization using the lightweight dynamic cone penetrometer Panda®. An overall method is proposed in order to obtain a 3D probabilistic ground model through a geotechnical campaign based on the Panda test. The application to a deltaic site in Spain of the several techniques as part of the proposed framework is presented here.

### 1. Introduction et problématique

La nécessité de prendre en compte la variabilité spatiale des sols est aujourd'hui complètement intégrée dans les normes de calcul des ouvrages géotechniques. Néanmoins, l'estimation et la prise en compte de cette variabilité reste une question encore largement débattue par les comités techniques comme le prouvent les récentes discussions du groupe de travail au niveau européen TC205/TC304 sur les méthodes statistiques et fiabilistes à utiliser dans le cadre des Eurocodes ([Li et al., 2017](#)).

La problématique est de pouvoir définir et fournir un modèle géotechnique de terrain probabilisé permettant d'alimenter les modèles de calcul. Pour ce faire, l'ingénieur géotechnicien doit nécessairement s'appuyer sur les données en sa possession en vue d'en extraire les informations les plus riches et fiables possible.

C'est pourquoi l'usage des essais in-situ, permettant d'ausculter le sol dans son état de contraintes naturel et avec une bonne résolution (soit parce qu'ils peuvent être multipliés, soit parce qu'ils fournissent une mesure quasi-continue ou spatialisée des propriétés du sol), se développe de plus en plus.

Parmi la grande palette d'essais in-situ disponibles, l'essai pénétrométrique est le plus couramment utilisé. L'intérêt principal de cette technique réside dans le fait de fournir une information mécanique presque continue du sol traversé permettant ainsi de caractériser la variabilité d'une formation donnée en fonction de la profondeur, ce qu'aucun autre outil d'investigation géotechnique n'est en mesure de proposer ([Jacquard et Boutet, 2016](#)).

Dans le cadre de la caractérisation des sols de surface, l'essai de pénétration Panda® ([Gourvès, 1991](#)) présente de nombreux avantages : une grande résolution de mesure (de l'ordre de 1 mesure/5mm), la possibilité de collecter une grande quantité de données du fait de sa rapidité de mise en œuvre et d'utilisation, de son coût abordable et grâce également à la possibilité d'adapter l'énergie de battage. Par ailleurs, depuis sa création le Panda® a bénéficié de nombreux progrès soit technologiques soit théoriques ([Benz-](#)

Navarrete, 2009) (Escobar, 2015). Cet essai s'avère donc être un moyen de reconnaissance développé et moderne par rapport au pénétromètre dynamique classique, longtemps considéré comme un appareil de reconnaissance rudimentaire et non satisfaisant (Waschkowski, 1983).

Bien que le pénétromètre Panda® offre des perspectives intéressantes en termes de collecte de données et de caractérisation des sols, les possibilités offertes par les méthodes d'analyse et de traitement du profil pénétrométrique n'ont cependant jamais été étudiées et appliquées au profit de l'exploitation et de l'interprétation de ce genre d'essai.

L'objectif de ce travail est donc d'évaluer le potentiel de cet outil en vue de l'obtention d'un modèle de terrain tout en répondant aux questions principales de la reconnaissance géotechnique : quelle est la nature et la disposition des formations homogènes de sol dans le terrain étudié et quelles sont leurs propriétés mécaniques.

### 1.1. Démarche proposée

La démarche générale proposée ici (cf. Fig.1) pour répondre à la problématique abordée, s'appuie sur les données issues des sondages au pénétromètre Panda®. Celle-ci est structurée en 3 étapes principales :

- i. Identification automatique des unités homogènes de sol.
- ii. Développement des outils basés sur les techniques d'intelligence artificielle afin d'identifier la nature des matériaux traversés pour chaque formation identifiée à l'étape (i) (Sastre et al. 2016).
- iii. Proposition d'une répartition dans l'espace de la résistance de pointe  $qd$  tout en intégrant l'incertitude spatiale et aboutir à un modèle de terrain probabiliste en 3D.

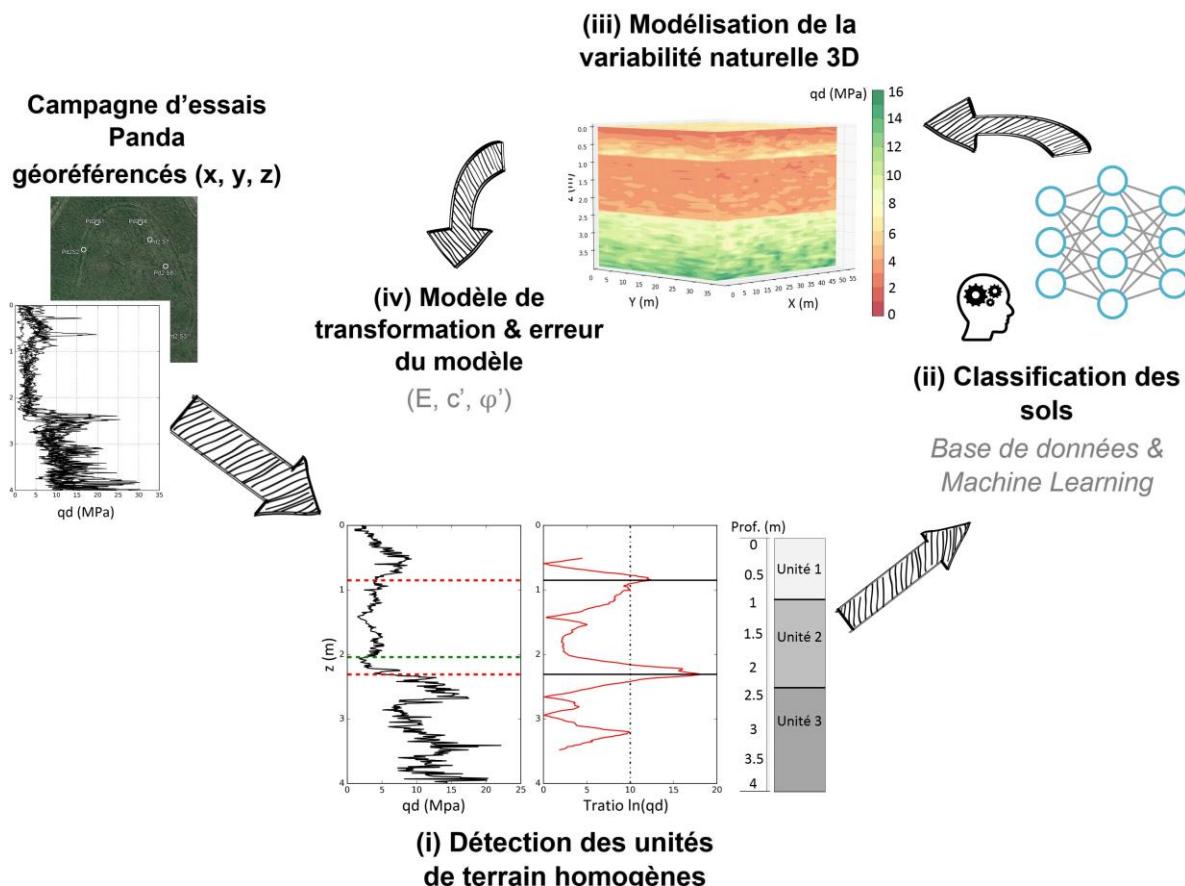


Figure 1. Schéma de la démarche proposée.

## 2. Le site expérimental et la campagne d'essais

Le terrain expérimental, servant de support pour valider les outils d'analyse développés, se situe au sud de la ville de Castelló d'Empúries dans la province de Gérone en Espagne (cf. Fig.2). Il est situé dans une plaine alluviale formant un dépôt de type deltaïque méditerranéen. En profondeur il existe une alternance d'horizons principalement sableux et des horizons formés par des dépôts limoneux et argileux, avec des passages graveleux.

Une campagne de 8 sondages pénétrométriques, dont la profondeur moyenne d'investigation est de 5m, a été effectuée (Fig.2, à droite). La nappe phréatique a été repérée à 2.5m. Par ailleurs, deux essais Panda (P2 S3, P2 S5) ont été réalisés à proximité des essais réalisés au piézocône (CPTU1 et CPTU2) (cf. Fig.2 à droite).



Figure 2. Situation géographique du terrain d'étude et schéma d'implantation des essais.

Sur ce site, on dispose également de la caractérisation au laboratoire des sols réalisée à partir de plusieurs échantillons carottés (cf. Tab.1). On peut remarquer qu'entre 2 et 6m, on trouve des argiles peu plastiques (Ap), classées d'après le système de classification LPC/USCS (Schon, 1965), et un sol sableux (S) en surface (0 - 2 m).

Tableau 1. Paramètres d'identification des échantillons prélevés

Profondeur (m)	Description	passant (%) à		Limites d'Atterberg	
		75µm	2µm	WL (%)	IP (%)
0.5 – 0.7	Sable et limons argileux	47.3	15.6	-	-
2.6 – 2.8	Limons argileux	87.5	33.23	34.9	12.1
4.2 – 4.3	Argiles limoneux	95.8	55.74	49.4	25.3
5.8 – 5.9	Limons argileux	68.2	31.62	25.3	9.7

## 3. Identification automatique des couches de sol homogènes

Une méthode automatisée pour la détection des unités homogènes du terrain traversé lors d'un sondage et à partir de l'analyse des pénétrogrammes Panda® est ici proposée. Pour ce faire une approche basée sur le test paramétrique t de Student, nommé Tratio, (Webster et Wong, 1969) est retenue. Celui-ci s'appuie sur la comparaison de la moyenne de deux échantillons et il est défini comme :

$$Tratio = \sqrt{\frac{n_1 n_2}{n_1 + n_2}} \frac{\mu_1 - \mu_2}{T_w} \quad (1)$$

Avec  $n_1$  et  $n_2$  la taille des échantillons à comparer,  $\mu_1$  et  $\mu_2$  leur moyenne,  $\sigma_1^2$  et  $\sigma_2^2$  leur variance et  $T_w$  la racine de la variance pondérée des échantillons définie ci-dessous :

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

Par ailleurs, cette technique de découpage du profil est basée sur l'utilisation d'une fenêtre glissante de taille fixe  $W_d$  et divisée en son centre  $d_o$  en deux parties contenant les deux échantillons à comparer. Dans la pratique on fait glisser la fenêtre le long du profil pénétrométrique avec un pas de décalage égal à l'intervalle de mesure. On obtient ainsi une courbe qui trace l'évolution de la statistique Tratio en fonction de la profondeur où les maxima locaux (pics du profil) sont censés représenter les limites entre couches.

Nous avons automatisé la méthode à l'aide d'une valeur seuil nous permettant d'identifier les maxima locaux du profil qui représentent une interface entre couches ou unités géotechniques. Dans ce travail le test est appliqué au logarithme de la résistance de pointe  $q_d$ , avec une valeur seuil égale à 10 et une taille de fenêtre de 1m.

La Fig. 3 présente les résultats de la stratigraphie issue de l'application de la méthode Tratio au sondage S3, ce qui est en accord avec la lithologie du site. On peut remarquer une première interface correspondant à l'affaiblissement du  $q_d$  à partir de 0.8m et l'interface à 1.5 m indique la transition entre les matériaux sableux et fins.

Dans la même figure, les résultats issus de l'analyse du pénérogramme Panda® sont comparés à ceux obtenus à partir du sondage CPTU2 et utilisant l'abaque normalisé de Robertson, sur la base du profil de résistance au cône normalisé  $Q_{tn}$  et du rapport de frottement  $F_r$  (Robertson, 1990). On peut constater une bonne correspondance entre ces deux approches. Notamment, la troisième interface détectée par l'essai Panda® est située à la même profondeur que la transition entre les limons argileux et les argiles indiquée selon la classification proposée par Robertson.

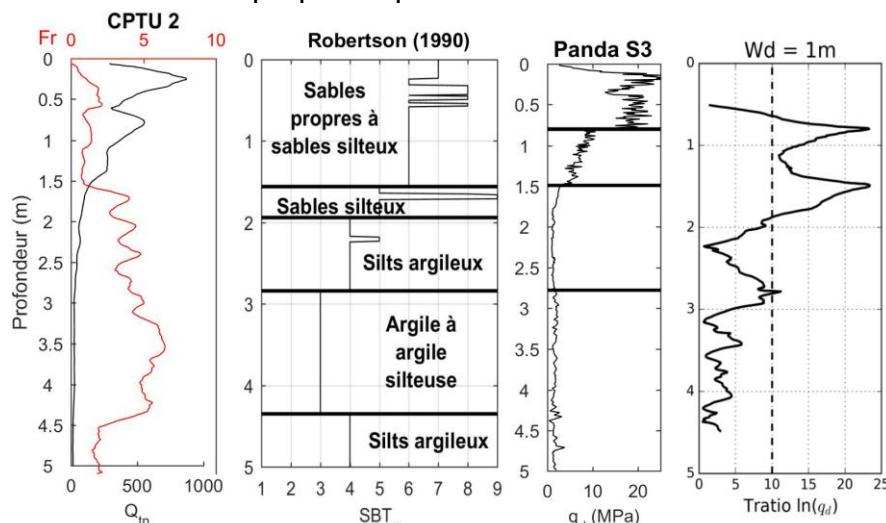


Figure 3. Comparaison des stratigraphies déterminées à partir des sondages CPTU2 et Panda S3

Les profondeurs des limites de couches détectées à l'aide de la méthode Tratio sur l'ensemble de 8 sondages Panda® sont regroupées dans ce qui suit (Tab. 2).

Tableau 2. Synthèse des résultats – profondeur (m)

P2 S1	P2 S2	P2S3	P2 S4	P2 S5	P2 S6	P2 S7	P2 S8	Moyenne
-	-	0.8	1.0	1.1	0.8	-	-	0.9±0.1
1.9	1.8	1.5	1.6	1.8	1.8	1.6	1.3	1.7±0.1
3.1	2.8	2.7	-	-	2.5	2.7	-	2.8±0.2

Pour ce terrain, d'origine deltaïque et présentant une homogénéité horizontale, l'approche envisagée montre une répétabilité satisfaisante quant à la profondeur des interfaces identifiées à partir de la campagne de sondages réalisée. Cette technique est ainsi peu sensible à la variabilité naturelle du terrain.

#### 4. Identification des sols à partir du signal Panda®

A la différence de l'essai de pénétration au carottier (SPT), le Panda® ne permet pas le prélèvement des échantillons. On ne dispose ainsi d'aucune information sur la nature du sol traversé et l'essai est dit « aveugle ». D'ailleurs, dans l'état actuel des connaissances, le seul paramètre mesuré  $q_d$  est insuffisant pour évaluer qualitativement la nature du sol ([Waschkowski, 1983](#)). Néanmoins, on sait que la nature du sol a une influence sur les résultats de l'essai de pénétration et plus précisément sur la dispersion et les variations à faibles longueurs d'onde, la « signature » d'un pénérogramme, pouvant ainsi être reliée au type et à l'état des matériaux traversés.

Par ailleurs, l'utilisation conjointe de quantités massives d'information et de techniques basées sur l'intelligence artificielle permettraient d'améliorer l'interprétation des essais géotechniques. Du fait notamment de sa résolution d'acquisition et de sa rapidité de mise en œuvre, le Panda® s'avère ainsi être un essai particulièrement adapté à l'implémentation de ces approches. Une démarche basée sur l'application de ces techniques a été mise en œuvre afin de caractériser la nature du sol ausculté.

Pour ce faire, une méthodologie de classification automatique basée sur des algorithmes de réseaux de neurones artificiels (RNA) a été proposée ([Sastre et al. 2016](#)). On cherche à créer ainsi une mémoire associative intelligente grâce aux RNA entre les pénérogrammes et les classes de sol à définir selon les objectifs visés. La Fig.4 présente un schéma descriptif de la méthodologie proposée. Sa mise en œuvre peut être décomposée en plusieurs étapes :

1. Acquisition de données : la première phase consiste à créer une banque de données qui constituera la base d'apprentissage et de test du modèle. Dans notre cas, cette base est constituée des essais Panda® pour lesquels les paramètres d'identification du sol testé, mesurés soit en laboratoire sur des matériaux réels «modèles» soit sur des échantillons d'essais réalisés *in situ*, sont connus.
2. Définition des entrées du modèle : on applique différentes techniques d'analyse du signal au pénérogramme. L'objectif est de rechercher un paramétrage qui sera l'identifiant de l'essai de pénétration vis-à-vis du système de classification.
3. Apprentissage du système : il s'agit de l'entraînement du RNA grâce à la base de données nous permettant de retrouver les classes de sols définies préalablement. Dans notre cas, nous avons défini quatre classes de sols (Tab. 3) selon les seuils granulométriques du système de classification GTR ([NF P 11-300](#)).

Tableau 3. Identification des sols à partir du signal Panda® - Classes de sortie proposées

Nº de la classe	Nature du sol	GTR	Passant à 80µm	Passant à 2mm
Classe 1	Sols fins	A1 à A4	>35%	100%
Classe 2	Sables et graves avec fines	B5, B6	>12%	100%
Classe 3	Sables avec fins	D1, B1 et B2	≤ 12%	> 70%
Classe 4	Graves	D2, B3 et B4	≤ 12%	≤ 70%

Les résultats de l'algorithme de découpage couplé avec la classification fournie par les RNA et appliqués aux sondages S3 et S5 sont présentés dans la Fig. 5. De même, les résultats obtenus pour le reste des sondages sont très similaires à ceux présentés ici. On peut remarquer que les formations situées sous la première unité de terrain sont classées par le RNA comme « Sols fins (classe 1) », ce qui est en bonne correspondance avec les résultats des analyses granulométriques des échantillons prélevés (Tab. 1). De manière générale, la méthode développée donne des résultats satisfaisants mais rencontre plus de difficultés pour classer correctement les pénérogrammes sur les matériaux sableux avec fines. En effet, la première formation en surface du terrain, la plus compacte, est classée comme « Grave (classe 4) », ce qui est incorrect. Cette difficulté est probablement due au déficit de représentativité de cette classe dans la base d'apprentissage utilisée.

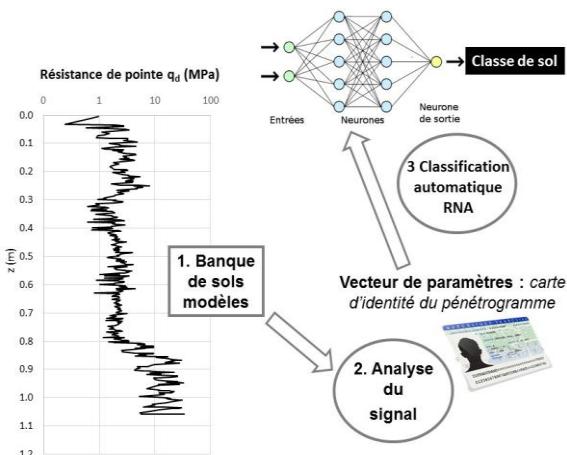


Figure 4. Principe de la méthodologie proposée

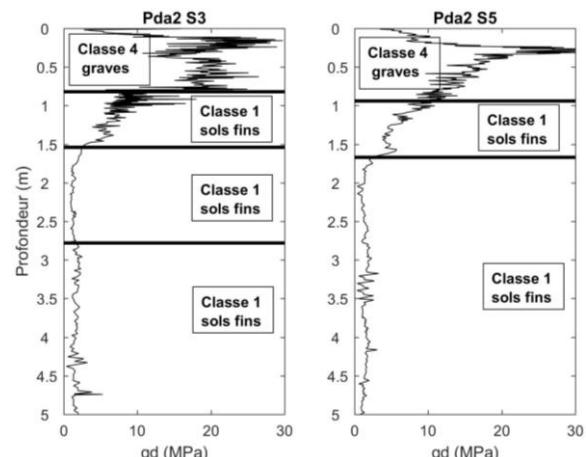


Figure 5. Classification du RNA

## 5. Modélisation probabiliste de la variabilité spatiale

Cette dernière étape est consacrée à la production d'un modèle de terrain basé sur la modélisation et la simulation du profil de résistance de pointe Panda® en prenant en compte la variabilité spatiale. On retiendra comme hypothèse de base que la variable d'étude  $q_d$  peut être représentée par un champ aléatoire homogène ([Vanmarcke 1977](#)).

La variabilité spatiale peut être définie grâce à 3 paramètres statistiques :

1. l'espérance ou moyenne  $\mu$ ;
2. la variance  $\sigma^2$ , l'écart-type  $\sigma$  ou le coefficient de variation CV;
3. l'échelle de fluctuation ou longueur de corrélation  $\theta$ .

D'une manière générale l'échelle de fluctuation peut être définie comme la distance au-delà de laquelle les paramètres mesurés ne présentent pas de corrélation. Ce paramètre permet ainsi de caractériser la structure spatiale des paramètres géotechniques. L'échelle de fluctuation peut être estimée en ajustant un modèle théorique d'autocorrélation à l'autocorrélogramme empirique ([Vanmarcke 1977](#)).

La théorie des champs permet ainsi de générer des simulations ou des modèles numériques du terrain grâce à l'inférence statistique des données mesurées ou à partir des valeurs rapportées dans la littérature. Par ailleurs, il est possible de conditionner un champ aléatoire afin d'obtenir des simulations conditionnelles, notées par  $V_{cs}(X)$ . Les données expérimentales sont ainsi respectées à l'aide du krigeage, technique d'estimation issue de la géostatistique ([Journel et Huijbregts 1978](#)) :

$$V_{cs}(X) = V_{kd}(X) + [V_{us}(X) - V_{kus}(X)] \quad (3)$$

Le principe est le suivant :

- i. tirage d'une simulation du champ aléatoire  $V_{us}(X)$
- ii. krigeage aux points de simulation en utilisant les valeurs observées  $V_{kd}(X)$
- iii. krigeage aux points de simulation en utilisant les valeurs de la simulation non conditionnelle aux points observés  $V_{kus}(X)$

On suppose que la résistance de pointe dynamique suit une loi log-normale comme en témoignent les travaux de recherche antérieurs menés pour l'essai Panda (ex. [Chaigneau 2001](#)). De même, la moyenne du champ est représentée par un modèle linéaire selon la profondeur et la fonction de décroissance exponentielle est retenue afin de modéliser la fonction d'autocorrélation.

Pour le site expérimental étudié et sur la base des stratigraphies déduites lors de la première étape de la méthode proposée, un modèle de terrain à 4 couches a été choisi. La profondeur moyenne de chaque couche a été obtenue en faisant l'hypothèse de couches horizontales. Un modèle orthotrope a été retenu afin de tenir compte de

l'anisotropie entre les directions horizontale et verticale. Le champ est conditionné par les sondages Panda® sur place à l'aide du krigeage.

Parmi l'ensemble de huit sondages réalisés, six ont été retenus pour l'estimation des paramètres du champ et les deux autres (S3 et S8) ont été utilisés pour valider l'approche proposée. La valeur de l'échelle de fluctuation horizontale est égale à 13 m dans le plan horizontal. Les autres paramètres du champ  $\ln(q_d)$ , pour chacune des unités homogènes, sont regroupés dans le tableau (Tab. 4).

Tableau 4. Paramètres du champ aléatoire

Unité	Profondeur (m)	Moyenne	Variance	Échelle de fluctuation verticale (m)
U1	0.0 – 0.9	2.17+0.92 z	0.21	0.11
U2	0.9 – 1.7	3.58-1.20 z	0.08	0.06
U3	1.7 – 2.8	1.64-0.56 z	0.21	0.16
U3	2.8 - 5.0	0.50-0.02 z	0.1	0.14

Dans la Fig. 6 on présente une comparaison qualitative entre les sondages réels et les deux sondages virtuels simulés à la position des sondages de validation S3 et S8. Cette bonne correspondance tient autant du modèle que des sondages conditionnants. Par ailleurs et pour le cas étudié, le nombre de 6 sondages semble suffisant afin de proposer des versions plausibles d'un sondage non réalisé. À titre d'exemple dans la Fig. 7 on présente l'estimation 3D moyenne de la résistance  $q_d$  sur 500 tirages réalisés.

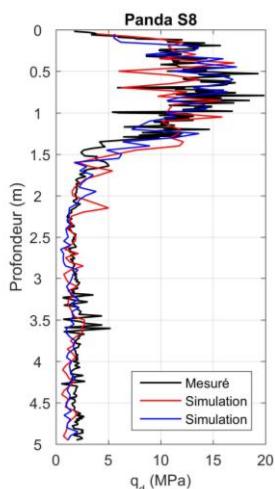
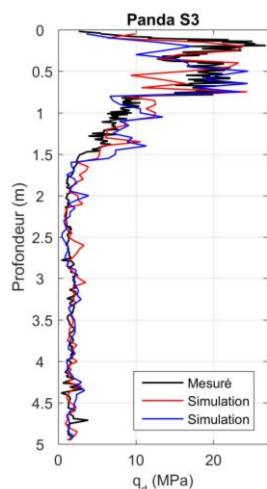


Figure 6. Pénétrogrammes mesurés et simulés

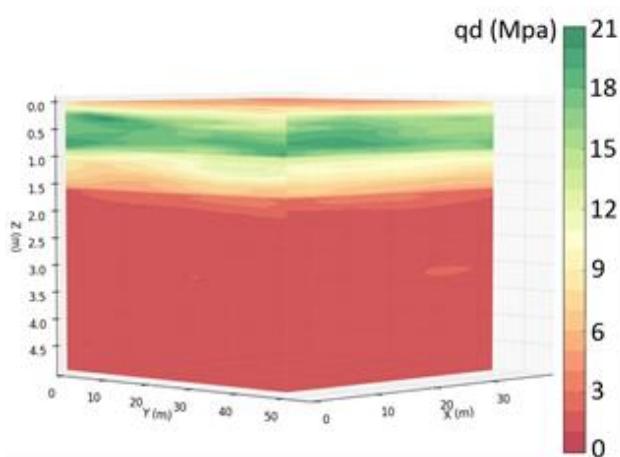


Figure 7. Moyenne du modèle 3D

## 6. Conclusions

Ce travail a porté sur la reconnaissance des sols à faible profondeur à l'aide de l'essai de pénétration Panda®. Une méthode globale permettant d'exploiter les mesures issues d'une campagne de sondages pénétrométriques en vue de bâtir un modèle géotechnique 3D du terrain a été présentée. Celle-ci a été appliquée aux essais réalisés sur un terrain expérimental, d'origine deltaïque, à Castelló d'Empúries (Gérone, Espagne).

La première étape de la méthode, consistant à découper automatiquement le signal pénétrométrique par une approche statistique. Elle s'avère être une procédure objective et permet de rationaliser la procédure de reconnaissance des sols afin d'identifier des horizons homogènes mécaniquement. Dans le cadre d'une campagne géotechnique de base, cette coupe de terrain est un moyen complémentaire aux profils de terrain déduits à partir de l'étude lithologique des sols effectuée par les biais des forages.

Bien que la seule résistance de pointe  $q_d$  semble insuffisante pour identifier la nature du sol traversé, nous avons proposé, dans la deuxième étape de notre démarche, une

méthodologie de classification automatique des sols constituant les horizons homogènes détectés à l'étape 1, et basée sur des techniques d'intelligence artificielle.

Si cette démarche s'avère intéressante, au vu de nos résultats, les possibilités offertes par cette approche sont limitées lorsqu'on l'applique à la seule valeur de la résistance de pointe  $q_d$ . Toutefois, l'application de cette technique à un essai tel que le Panda3® ([Benz-Navarrete, 2009](#)) ([Escobar, 2015](#)), fournissant un plus grand nombre de paramètres, ou encore aux données issues du couplage avec d'autres techniques telles que la géo-endoscopie ([Breul et Gourvès, 1999](#)) permettrait de compléter avantageusement les données et d'améliorer significativement l'efficacité de la procédure.

Enfin, sur la base d'une campagne relativement modeste d'essais au pénétromètre Panda®, la troisième étape de la démarche permet de modéliser la variabilité spatiale de la résistance de pointe au sein de chacune des unités du modèle de terrain retenu. Les simulations conditionnées de ce champ peuvent être introduites dans le calcul probabiliste des ouvrages. La poursuite de ces travaux devrait permettre d'étudier les possibilités d'incorporer la variabilité spatiale des caractéristiques mécaniques du sol déterminées à l'aide du Panda®, dans des méthodes de calcul fiabilistes. Lorsque les couches présentent un fort pendage, la méthode reste applicable mais des algorithmes d'interpolation sont nécessaires pour caractériser le toit de différentes formations.

## 7. Références bibliographiques

- Benz-Navarrete M. (2009). Mesures dynamiques lors du battage du pénétromètre Panda 2. Thèse de doctorat, Université Blaise Pascal-Clermont-Ferrand II.
- Breul P., Gourvès R. (2000). Caractérisation endoscopique des milieux granulaires couplée à l'essai de pénétration. Revue française de géotechnique, (91), pp. 27-35.
- Chaigneau L. (2001). Caractérisation des milieux granulaires de surface à l'aide d'un pénétromètre. Thèse de doctorat, Université Blaise Pascal-Clermont-Ferrand II.
- Escobar E. (2015). Mise au point et exploitation d'une nouvelle technique pour la reconnaissance des sols : le Panda3. Thèse de doctorat, Université Blaise Pascal-Clermont-Ferrand II.
- Gourvès R. (1991). Le PANDA – pénétromètre dynamique léger à énergie variable. LERMES CUST, Université Blaise Pascal, Clermont-Ferrand.
- Jacquard C., Boutet C. (2016) Corrélations à partir du pénétromètre statique. Journées Nationales de Géotechnique et de Géologie de l'Ingénieur, pp. 715-721.
- Journel, A., Huijbregts, C. (1978). Mining geostatistics. Academic press.
- Li D., Cao Z., Ching J., Dasaka S., Huang J., Jaksa M., Vessia, G (2017). Incorporating Spatial Variability into Geotechnical Reliability-based Design. TC205/TC304, ISSMGE.
- NF P 11-300(1992). Exécution des terrassements, Classification des matériaux utilisables dans la construction des remblais et des couches de forme d'infrastructures routières.
- Robertson P. (1990). Soil classification using the cone penetration test. Canadian Geotechnical Journal, 27(1), pp. 151-158.
- Schon C.(1965). Classification géotechnique des sols basée sur la classification USCS. Bulletin des Laboratoires des Ponts et Chaussées, 16.
- Sastre C., Breul P., Bacconnet C., Benz-Navarrete M., Gourvès R.(2016). « Estimation de la nature du sol à partir d'un essai Panda 2® avec un réseaux de neurones artificiel ». Journées Nationales de Géotechnique et de Géologie de l'Ingénieur.
- Waschkowski E.(1983). Essais de pénétration – Le pénétromètre dynamique. Bulletin Liaison Laboratoire de Ponts et Chaussées.
- Webster R., Wong I. (1969). A numerical procedure for testing soil boundaries interpreted from air photographs. Photogrammetria, 24(2), pp. 59-72.
- Vanmarcke E.(1977). Probabilistic modeling of soil profiles. ASCE - Journal of the geotechnical engineering division, 103(11), pp. 1227-1246.