

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

INFLUENCE DES ERREURS DE MODÈLE ET DE MESURE SUR LES RÉSULTATS
D'INTERPRÉTATION D'UN ESSAI DE RÉPONSE THERMIQUE

LOUIS JACQUES
DÉPARTEMENT DES GÉNIES CIVIL, GÉOLOGIQUE ET DES MINES
ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

MÉMOIRE PRÉSENTÉ EN VUE DE L'OBTENTION
DU DIPLÔME DE MAÎTRISE ÈS SCIENCES APPLIQUÉES
(GÉNIE MINÉRAL)
MARS 2015

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

Ce mémoire intitulé :

INFLUENCE DES ERREURS DE MODÈLE ET DE MESURE SUR LES RÉSULTATS
D'INTERPRÉTATION D'UN ESSAI DE RÉPONSE THERMIQUE

présenté par : JACQUES Louis

en vue de l'obtention du diplôme de : Maîtrise ès sciences appliquées

a été dûment accepté par le jury d'examen constitué de :

M. CHOUTEAU Michel, Ph. D., président

M. PASQUIER Philippe, Ph. D., membre et directeur de recherche

M. MARCOTTE Denis, Ph. D., membre et codirecteur de recherche

M. RAYMOND Jasmin, Ph. D., membre

REMERCIEMENTS

Tout d'abord, j'aimerais remercier le Pr. Philippe Pasquier pour son encadrement, sa direction et l'inspiration qu'il m'a apportée tout au long de cette maîtrise. J'ai eu beaucoup de plaisir à côtoyer le Pr. Pasquier, passionné de la recherche et toujours en quête d'innovation. Aussi, je tiens à remercier le Pr. Denis Marcotte pour tous ses précieux conseils et le temps consacré sur ce projet.

Ensuite, un grand merci à Marc-André Blais pour la confiance qu'il m'a accordée sur tous les projets auxquels j'ai participé durant mon parcours chez LVM, une division de EnGlobe Corp. Du même coup, je tiens à remercier l'équipe de LVM de m'avoir adopté aussi rapidement et d'avoir rendu mon expérience chez eux aussi agréable (entre autres, David Thibault et Lisabelle Lefevbre, anciens collègues de classe avec qui j'ai débuté chez LVM). Ce projet a pu être réalisé grâce à la Bourse BMP Innovation obtenue en partenariat avec le CRSNG, le FQRNT et LVM, une division d'EnGlobe Corp.

Merci au Pr. Michel Bernier de m'avoir prêté ses équipements de laboratoire et d'avoir répondu à mes nombreuses questions dans le cours géothermie et applications.

Puis, merci à mes collègues Alain Nguyen, Min Liang, Martine Rivest, Hassan Rezaee, Fanny Eppner et Benjamin Hénault avec qui j'ai partagé beaucoup d'idée, et de fous rires, et avec qui j'ai aussi beaucoup appris.

Sarah-Jane et ma famille, Camille, Denise, Simon et Benoit, merci pour votre patience éternelle et votre encouragement. Enfin, merci à mes amis pour votre indéniable support.

RÉSUMÉ

Préalablement à la conception d'un système de chauffage et de climatisation géothermique, les paramètres thermiques du milieu géologique sont établis par la réalisation d'un essai de réponse thermique. Diverses sources d'erreurs entraînent des incertitudes sur les données d'essai et les résultats d'interprétation. Parmi les sources d'erreurs, l'influence des erreurs de modèle et de mesure n'a jamais été complètement démontrée. Pour évaluer l'incertitude d'une interprétation, les vrais paramètres thermiques du milieu doivent être exactement connus. Puisque cette dernière affirmation empêche l'utilisation des données provenant d'un essai de réponse thermique réel, des données d'interprétation synthétique exemptes de bruits sont produites par une étude géostatistique et par la simulation numérique d'un modèle d'éléments finis en trois dimensions.

Plusieurs inversions stochastiques ont été effectuées permettant d'obtenir une distribution statistique pour chacun des paramètres thermiques inconnus. Les inversions sont effectuées avec le modèle de la source linéique finie (SLF) et le modèle de résistances et capacités thermiques (RCT), inclus dans l'outil d'interprétation TRT-SInterp. Pour chacune des expériences, 100 inversions ont été réalisées à partir des mêmes solutions initiales. Le biais et la précision d'un paramètre thermique sont obtenus en comparant le paramètre de référence avec la moyenne et l'écart type des résultats d'une expérience. Pour analyser l'influence de l'erreur de modèle, un critère d'arrêt assure que tous les résultats d'une expérience possèdent une erreur d'ajustement inférieure à l'erreur de modèle. Une expérience supplémentaire montre l'effet d'une phase de restitution thermique sur le biais et la précision des résultats d'interprétation. En ce qui concerne l'impact de l'erreur des sondes de température, le biais de la sonde est ajouté dans le critère d'arrêt. Pour le wattmètre, une erreur systématique différente et un bruit aléatoirement construit sont greffés au signal de puissance à chacune des inversions.

Pour l'erreur du modèle, les résultats ont montré que l'utilisation d'un critère d'arrêt encourage une diminution de l'incertitude des paramètres pour le modèle RCT et une atténuation de l'erreur d'identification pour le modèle SLF. L'utilisation d'une phase de restitution thermique permet de réduire le biais et les incertitudes des résultats d'interprétation. Globalement, une corrélation plus faible entre les paramètres thermiques est observable pour le modèle RCT et l'erreur d'identification est de la même faible amplitude pour les deux modèles. L'influence de l'erreur des sondes de température sur la détermination de la conductivité thermique du sol et du coulis diminue lorsque des instruments plus précis sont utilisés, comme en témoignent les résultats. Lorsque confrontées à des variations de température, ces sondes

de température nécessitent un certain temps d'adaptation avant d'avoir une lecture stable. Malgré tout, l'erreur engendrée par ce temps d'adaptation a un impact négligeable sur les résultats d'interprétation. L'effet du wattmètre sur l'écart-type des résultats est négligeable, dans le cas d'un essai réalisé avec restitution thermique.

Les résultats indiquent que l'interprétation est de plus en plus influencée par les bornes initiales lorsque le critère d'arrêt augmente. Dans une telle situation, un plus grand nombre d'inversions est nécessaire et il est recommandé de définir des intervalles plus élevés pour la conductivité du sol et plus faibles pour la conductivité de coulis. La capacité thermique volumétrique du sol ne peut pas être correctement déterminée par l'interprétation d'un essai de réponse thermique. Lors d'une interprétation, les intervalles initiaux des paramètres thermiques de forage doivent être fixés par rapport aux informations sur la géologie, récoltées lors de la campagne exploratoire, et à l'aide des ensembles de données disponibles dans la littérature.

ABSTRACT

Prior to the design of a geothermal system for heating and cooling purposes, the thermal parameters in the vicinity of the borehole are established through the completion of a thermal response test. Various sources of error are causing uncertainties on the interpretation outcome. Among the sources of error, the impact of the interpretation model and the measurement errors had never been thoroughly demonstrated. To evaluate the accuracy of an interpretation, the real borehole thermal parameters need to be exactly known, which hinder use of real thermal response test data. Noiseless synthetic interpretation data is then produced through a geostatistical study and a numerical simulation of a three dimensional finite element model.

Several stochastic inversions were performed in order to obtain statistic distribution for each unknown thermal parameters. The inversions are carried out with the finite line-source model (FLSM) and the thermal resistance and capacity model (TRCM), included in the interpretation tool TRT-SInterp. For each experiment, 100 inversions were realized with the same initial seed. The bias and precision of thermal parameters are obtained by comparing the average and the standard deviation of the posterior distributions with the reference thermal parameters. To analyze the model error, a stopping criteria is utilized to keep only the results allowing an error of adjustment under the model error. An additional experiment shows the influence of the recovery phase during the test. To consider the temperature probe error, the bias of the probe is included within the stopping criteria. For the watt-transducer, systematic errors and random noises are added to the signal at each inversion. The use of a stopping criteria for the model's error demonstrated a reduction of the uncertainty of the parameters for the TRCM and the identification error for the FLSM.

Results indicated that the use of a recovery phase helps narrowing the interpretation results bias and uncertainties. In general, the results showed a lower correlation between the calibrated parameters for TRCM and a small and similar identification error for both models. The effect of the temperature probe error on the ground and grout thermal conductivity decreases when more accurate instruments are utilized. The adaptation of those temperature probes to temperature variations is fast enough to have negligible impacts on the interpretation results.

The watt-transducer effect on the standards deviations of the results is negligible, for a case including a recovery phase. Results indicate that increasing the stopping criteria leads to a larger influence of the initial boundaries. In these situations, a larger number of inversions

are required and it is recommended to set higher boundaries for the ground conductivity and lower ones for the grout conductivity. The volumetric heat capacity of the ground is not sensitive enough to be obtained through a thermal response test interpretation. The initial boundaries of each borehole thermal parameters must be obtained using the information available on the geology and the literature datasets.

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	iii
RÉSUMÉ	iv
ABSTRACT	vi
TABLE DES MATIÈRES	viii
LISTE DES TABLEAUX	x
LISTE DES FIGURES	xi
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS	xiii
CHAPITRE 1 INTRODUCTION	1
1.1 Problématique	1
1.2 Objectifs	2
1.3 Plan du mémoire	2
CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE	3
2.1 Essais de réponse thermique	4
2.1.1 Unité de réponse thermique	4
2.2 Modèles d'interprétation	6
2.2.1 Modèles analytiques	7
2.2.2 Modèles de résistances et capacités thermiques	11
2.2.3 Modèles d'éléments ou de volumes finis	14
2.2.4 Résumé	15
2.3 Méthodes d'interprétation	16
2.3.1 Méthode de la pente graphique	16
2.3.2 Méthode d'inversion	18
2.3.3 Méthode d'inversion utilisée	19
2.4 Classification des erreurs	20
2.4.1 Erreur du modèle d'interprétation	21
2.4.2 Erreur de mesure	22
2.4.3 Erreur sur les paramètres	23

2.4.4	Propagation des erreurs	23
2.4.5	Erreur de terrain	24
CHAPITRE 3 DÉMARCHE DU TRAVAIL ET ORGANISATION DU DOCUMENT		25
3.1	Démarche de travail	25
3.2	Organisation du document	26
CHAPITRE 4 ARTICLE 1 : INFLUENCE OF MODEL AND MEASUREMENT ER- RORS ON THE INTERPRETATION OF THERMAL RESPONSE TESTS . . .		27
4.1	Introduction	28
4.2	Methodology	29
4.2.1	Geostatistical analysis and simulation of \dot{Q}_R	30
4.2.2	Simulation of $T_R(z)$	30
4.2.3	Measurement error on \dot{Q}	32
4.2.4	Interpretation method	33
4.2.5	Stopping criteria ϵ_{inv}	34
4.3	Numerical Experiments	36
4.3.1	Experiment 1 : Influence of interpretation model and recovery phase .	36
4.3.2	Experiment 2 : Influence of measurement errors on T	38
4.3.3	Experiment 3 : Influence of measurement errors on \dot{Q}	38
4.4	Results and discussion	38
4.5	Conclusion	46
CHAPITRE 5 ASPECTS MÉTHODOLOGIQUES ET RÉSULTATS COMPLÉMEN- TAIRES		47
5.1	Analyse géostatistique, simulation de \dot{Q}_R et de T_R	47
5.2	Temps d'adaptation des sondes de température	48
CHAPITRE 6 DISCUSSION GÉNÉRALE		54
CHAPITRE 7 CONCLUSION		57
7.1	Synthèse des travaux	57
7.2	Limitations de la solution proposée	58
7.3	Travaux futurs	58
RÉFÉRENCES		60

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2.1	Nations où des ERT sont réalisés régulièrement. Modifié d'après Sanner <i>et al.</i> (2013) et Zhang <i>et al.</i> (2014).	4
Tableau 2.2	Sous-résistances horizontales (R) et verticales (\tilde{R}) du modèle RCT illustrées dans la Figure 2.4 (tiré de Pasquier et Marcotte, 2014 et où $A = \pi(8r_b)^2$).	13
Tableau 2.3	Sous-capacités et sous-volumes du modèle RCT illustrées dans la Figure 2.4 (tiré de Pasquier et Marcotte, 2014).	14
Tableau 2.4	Hypothèses et caractéristiques se rapportant à chacun des modèles . .	15
Tableau 4.1	Geometry and input parameters of the reference numerical model. . .	31
Tableau 4.2	Summary of Experiment 1, 2 and 3 and their corresponding stopping criteria and bias (RP stands for recovery phase while ED stands for early data).	37
Tableau 4.3	Cumulative mean and standard deviation over all realizations of Experiment 1, 2 and 3. The reference values for the parameters are 2.5 W/(mK), 2.4 MJ/(m ³ K) and 0.0930 mK/W respectively for k_s , C_s and R_b	40
Tableau 5.1	Différence entre l'expérience 2.1, négligeant le temps d'adaptation, et l'expérience 2 du chapitre 4.	53

LISTE DES FIGURES

Figure 2.1	Schéma d'un puits à boucle fermée verticale et de l'unité d'ERT.	3
Figure 2.2	Principe de la superposition temporelle (tiré de Bernier, 2000).	7
Figure 2.3	Représentation graphique des modèles analytiques : a) SLI, b) SCI et c) SLF.	8
Figure 2.4	Le modèle RCT présenté pour 4 couches avec les nœuds $n_f=1$ $n_p=n_c=2$ et $n_g=n_{gg}=n_s=3$ (tiré de Pasquier et Marcotte, 2014).	12
Figure 2.5	Vue de haut d'un modèle numérique 3D représentant un puits.	15
Figure 2.6	Exemple d'interprétation avec la méthode de la pente graphique. En a), les températures se produisant après le temps minimum t_{min} sont sélectionnées et, en b), la pente graphique, en log naturel, est tracée sur ces températures.	17
Figure 2.7	Minimisation dans l'espace d'ajustement.	18
Figure 4.1	Illustration of a TRT unit connected to a closed-loop ground heat exchanger.	28
Figure 4.2	Examples of heating power signals measured during a TRT.	30
Figure 4.3	Reference fluid temperatures $T_R(z)$ obtained by a finite element model and reference heating power signal \dot{Q}_R obtained by geostatistical simulation. The arrows indicate the flow direction.	31
Figure 4.4	Illustration of the finite element model at hour 96 of simulation.	32
Figure 4.5	A detailed view of reference and measured heating power signals \dot{Q}_R and \dot{Q}_M for an inversion superimposed to all realizations (in red) for Experiment 3e.	33
Figure 4.6	Comparison of fluid temperature for a) FLSM, b) TRCM to the reference fluid temperature and c) evolution of the interpretation models error.	35
Figure 4.7	Initial values of k_s , C_s , and k_g represented by bars and their real values by green line	37
Figure 4.8	Comparison of reference and calibrated temperatures for Experiment 2c along with the calibrated temperatures of all realizations (shaded area) for a) the FLSM and b) the TRCM.	38
Figure 4.9	Detailed view of reference and calibrated temperatures for Experiment 2c along with the calibrated temperatures of all realizations (shaded area) for a) the FLSM and b) the TRCM.	39

Figure 4.10	Distributions of calibrated parameters for Experiments 1a (red bars) and 1c (black bars) for a) FLSM and b) TRCM. The prior distributions corresponds to the blue dotted lines while the reference parameters are the green vertical lines.	41
Figure 4.11	Correlations between k_s and R_b for Experiment a) 2a, b) 2b, c) 2c, d) 2d, and e) 2e. Reference parameters represented by the intersection of the green lines.	43
Figure 4.12	Correlations between k_s and R_b for Experiment a) 3a, b) 3b, c) 3c, d) 3d, and e) 3e. Reference parameters represented by the intersection of the green lines.	44
Figure 4.13	Evolution of the cumulative mean (thick line) and standard deviation (thin line) of FLSM (red) and of TRCM (blue) for k_s and R_b as a function of $\theta_{a,T}$ for Experiment 2 (a and c) and with a seed having a positive bias (b and d). The green line corresponds to the true parameter.	45
Figure 5.1	Variogrammes simples et croisé de puissance et de débit de circulation pour un essai réel.	47
Figure 5.2	Puissance de chauffage généré par simulation non conditionnelle utilisant la méthode FFT-MA (Le Ravalec <i>et al.</i> , 2000).	48
Figure 5.3	Montage de l'expérience de laboratoire.	49
Figure 5.4	Températures lors de l'expérience de laboratoire pour deux différentes sondes de température.	49
Figure 5.5	Biais des sondes de température pour chacun des paliers de variation de température.	50
Figure 5.6	Concordance entre un modèle exponentiel et le premier palier de la Figure 5.4) pour la sonde #1.	50
Figure 5.7	Paramètres a et b obtenus suite au traitement des données du modèle exponentiel.	50
Figure 5.8	Correction de température pour tenir compte du temps d'adaptation des sondes appliquée sur les expériences 2 et 3 du chapitre 4.	52
Figure 6.1	Différence de température entre la vraie température moyenne et la moyenne de température pour 9 sondes de température.	54
Figure 6.2	MEA de la température moyenne calculée (avec 2, 3, 5 ou 9 sondes) par rapport à la vrai température moyenne.	54

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

Acronymes

CVC	Chauffage, ventilation et climatisation
ED	Premières données
ÉCS(GHE)	Échangeur de chaleur souterrain (Ground Heat Exchanger)
ERT(TRT)	Essai de réponse thermique (Thermal response test)
FFT	Fast fourier transform
FFT-MA	Fast fourier transform moving average
MEA	Moyenne des erreurs absolues
MEF(FEM)	Méthode des éléments finis (Finite element model)
PG	Méthode de la pente graphique
RCT(TRCM)	Résistance et capacité thermique (Thermal resistance and capacity model)
RP	Phase de restitution de chaleur
RTD	Resistance temperature detectors
SCI	Source cylindrique infinie
SLF(FLSM)	Source linéique finie (Finite line-source model)
SLI	Source linéique infinie

Alphabet grec

β	Variable d'intégration (-)
Δ	Variation (°C)
δ	Résolution (°C ou W)
ϵ	Critère d'arrêt (°C)
γ	Constante d'Euler (-)
μ	Moyenne (-)
ρ	Masse volumique (kg/m ³)
σ	Écart-type (-)
θ	Erreur (-)

Alphabet latin

<i>a</i>	Paramètre initial de la fonction exponentielle (-)
<i>B</i>	Constante de premier degré de la méthode de la pente (°C)
<i>b</i>	Paramètre multiplicatif de la base de la fonction exponentielle (-)
<i>C</i>	Capacité thermique volumétrique (J/(m ³ K))
<i>c</i>	Capacité thermique massique (J/(kg K))

D	Espacement entre le centre du forage et le centre d'un tuyau (m)
d	Profondeur d'enfouissement du forage (m)
F	Facteur pour déterminer le temps minimum (-)
f	Signal d'entrée (-)
g	Fonction de transfert (-)
H	Longueur du forage (m)
i	Indice (-)
J_0	Fonction de Bessel de premier type d'ordre 0 (-)
J_1	Fonction de Bessel de premier type d'ordre 1 (-)
j	Indice (-)
k	Conductivité thermique (W/(mK))
M	Pente de la méthode de la pente graphique ($^{\circ}\text{C}/\text{s}$)
m	Pente de a en fonction de ΔT ($1/^{\circ}\text{C}$)
\dot{m}	Débit de circulation massique (g/s)
Nu	Nombre de Nusselt (-)
n	Nombre (-)
p	Puissance dans le calcul de la moyenne de type p -linéaire (-)
\dot{Q}	Puissance de chauffage (W)
R	Résistance thermique (mK/W)
R_a	Résistance thermique équivalente (mK/W)
r	Distance radiale (m)
s	Variable d'intégration (-)
T	Température ($^{\circ}\text{C}$)
t	Temps (s)
\bar{T}	Température moyenne ($^{\circ}\text{C}$)
U	Variable quelconque (-)
u	Variable d'intégration (-)
V	Variable quelconque (-)
\dot{V}	Débit de circulation dans les tuyaux (m^3/s)
v	Volume d'un segment (m^3/m)
X	Variable quelconque (-)
Y_0	Fonction de Bessel de second type d'ordre 0 (-)
Y_1	Fonction de Bessel de second type d'ordre 1 (-)
z	Profondeur (m)

Autres symboles

\mathfrak{S}	Transformée de Fourier (-)
----------------	----------------------------

Indices

<i>a</i>	Systematique (biais)
<i>ad</i>	Adaptation
<i>aj</i>	Ajustement
<i>b</i>	Forage
<i>c</i>	Cuvelage
<i>cyl</i>	Cylindre
<i>f</i>	Fluide
<i>g</i>	Coulis géothermique ou portion périphérique du coulis (enveloppe)
<i>gg</i>	Portion centrale du coulis (noyau)
<i>i</i>	Intérieur des tuyaux ou pas de temps
<i>in</i>	le tuyau entrant au puits (-)
<i>inv</i>	Inversion
<i>j</i>	Nœud ou segment
<i>k</i>	Nœuds entourant un nœud j
<i>M</i>	Mesuré
<i>m</i>	Modèle
<i>min</i>	Minimum
<i>o</i>	Extérieur des tuyaux
<i>out</i>	le tuyau sortant au puits (-)
<i>p</i>	Tuyau
<i>p – lin</i>	Moyenne de type <i>p</i> -linéaire (-)
\dot{Q}	Wattmètre
<i>R</i>	Référence ou vrai
<i>r</i>	Aléatoire (résolution)
<i>s</i>	Sol
<i>T</i>	Sonde de température
0	Condition initiale

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

En 2010, un peu moins de 85% des systèmes géothermiques résidentiels étaient des systèmes en boucle fermée verticale au Québec (Tanguay, 2010). Ces systèmes de chauffage, de ventilation et de climatisation des bâtiments (CVC) consistent à utiliser conjointement des échangeurs de chaleur souterrains (ÉCS) et des pompes à chaleur. Possédant un coefficient de performance élevé, les thermopompes permettent des économies d'énergie atteignant 60% par rapport aux systèmes conventionnels (L'Ecuyer *et al.*, 1993). Puisque les systèmes CVC étaient responsables de 14,7% des émissions de gaz à effet de serre au Canada en 2011 (NR-Can, 2014), l'utilisation des systèmes géothermiques favorise la réduction des gaz à effet de serre.

Entre 2004 et 2009, le nombre de nouvelles installations est passé de 2 417 à 15 643 annuellement au Canada (Tanguay, 2010). Malgré cette augmentation, bon nombre de promoteurs et gestionnaires immobiliers rejettent cette technologie en raison du coût de construction élevé de l'ÉCS. Effectivement, l'investissement initial peut atteindre 20k \$ dans le secteur résidentiel et 1M \$ dans le secteur commercial.

1.1 Problématique

La réalisation d'un essai de réponse thermique (ERT), lors de projets commerciaux, permet d'obtenir les paramètres thermiques du milieu géologique où l'ÉCS est aménagé et de réduire potentiellement les coûts de construction. Un ERT est réalisé au moyen d'une unité mobile d'essai. Celle-ci est munie d'instruments mesurant et enregistrant les paramètres de l'essai tels que le débit de circulation, la puissance de chauffage et la température. Ces instruments sont sujets à des erreurs systématiques (biais) et aléatoires (résolution) qui vont bruite les signaux réels. Puisque le processus d'interprétation se base sur ces signaux, des erreurs de mesure vont inévitablement entacher les résultats de l'interprétation (Witte, 2013).

Les modèles d'interprétation des ERT supposent tous un certain nombre d'hypothèses simplifiant la réalité physique de l'ÉCS. Par conséquent, il n'est pas toujours possible de reproduire exactement la température réelle, et ainsi d'identifier les paramètres thermiques recherchés. Une erreur de modèle engendrera donc une incertitude supplémentaire sur l'interprétation des résultats d'un ERT.

1.2 Objectifs

L'objectif principal de ce mémoire est d'évaluer l'incertitude des résultats d'interprétation causée par les modèles d'interprétation et les instruments utilisés lors d'un essai de réponse thermique. Les objectifs spécifiques à ce projet sont :

- La création d'un signal de puissance réaliste par analyse géostatistique et la création d'un signal de température de référence ;
- L'établissement d'un protocole pour l'ajout de bruit, selon le comportement des appareils de mesure (température et puissance de chauffage) ;
- L'évaluation de la précision et du biais des paramètres thermiques obtenus lors de l'interprétation des résultats d'un ERT.

1.3 Plan du mémoire

Ce document est divisé en sept parties. Outre ce chapitre, le chapitre 2 contient une revue de la littérature concernant les essais de réponse thermique, leur interprétation et les différentes erreurs liées aux résultats d'interprétation. Au chapitre 3, la démarche de travail est présentée. Le chapitre 4 présente la principale contribution de ce mémoire sous forme d'un article scientifique soumis à la revue *Geothermics*. Par la suite, le chapitre 5 est dédié à des aspects méthodologiques peu détaillés dans l'article ainsi qu'à des résultats complémentaires. La discussion concernant l'ensemble des résultats se retrouve dans le chapitre 6. Enfin, une conclusion résume les principaux points du mémoire.

CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE

Lors d'un essai de réponse thermique, une variation de température est induite dans un fluide caloporteur circulant dans un ÉCS vertical au moyen d'une unité de réponse thermique (Figure 2.1). Pendant tout l'essai, la puissance (\dot{Q}) fournie aux éléments chauffants est enregistrée par un wattmètre. Un débitmètre mesure le débit de circulation (\dot{V}). La température du fluide (T) est suivie, à plusieurs niveaux, par des sondes submersibles de température ou des thermomètres à résistance de platine (*Resistance Temperature Detectors*, RTD).

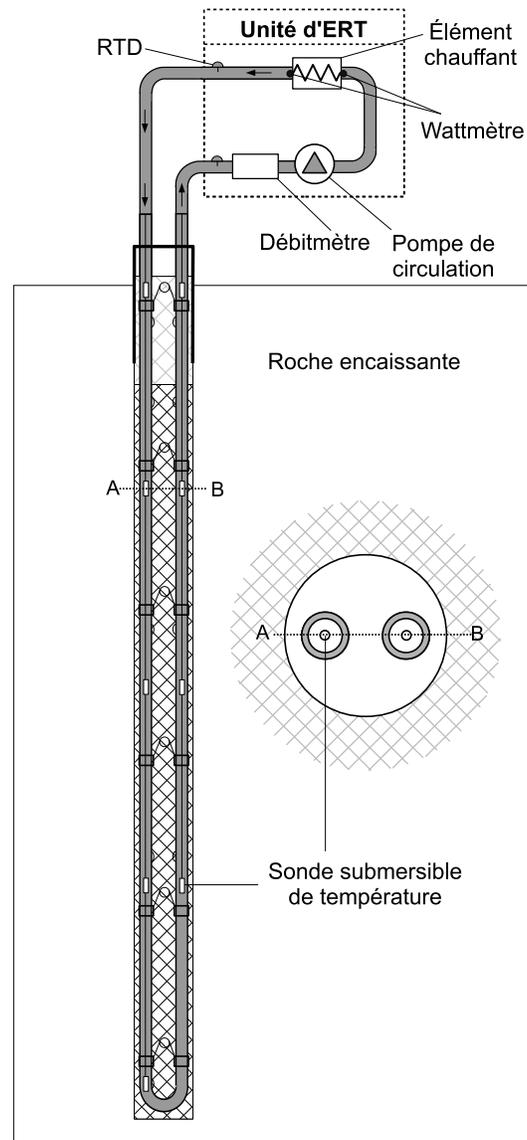


Figure 2.1 Schéma d'un puits à boucle fermée verticale et de l'unité d'ERT.

Comme Li et Lai (2012) l'ont mentionné, les paramètres thermiques recherchés se retrouvent dans deux domaines différents, soit le sous-sol et le puits d'essai. Pour le sous-sol, les paramètres recherchés sont la conductivité thermique (k_s) et la chaleur volumétrique (C_s) des matériaux géologiques locaux. La chaleur volumétrique est un paramètre relativement difficile à évaluer (Li et Lai, 2012; Pasquier, 2015). Pour le puits, la résistance thermique équivalente du puits (R_b) est la principale inconnue. À ce sujet, certains modèles d'interprétation considèrent plutôt la conductivité du coulis géothermique (k_g) comme une inconnue.

2.1 Essais de réponse thermique

2.1.1 Unité de réponse thermique

Les premières unités mobiles utilisées pour effectuer des ERT ont vu le jour en Suède à l'Université de Technologie de Luleå (Eklöf et Gehlin, 1996) et aux États-Unis à l'Université d'État d'Oklahoma (Austin, 1998). Depuis, des unités mobiles d'ERT sont utilisées dans plusieurs pays autour du monde, voir Tableau 2.1.

Tableau 2.1 Nations où des ERT sont réalisés régulièrement. Modifié d'après Sanner *et al.* (2013) et Zhang *et al.* (2014).

Pays	Auteur	Pays	Auteur
Algérie	Boukli Hacene <i>et al.</i> (2011)	Finlande	Hakala <i>et al.</i> (2014)
Allemagne	Mands et Sanner (2001)	Grèce	Sanner <i>et al.</i> (2013)
Arabie Saoudite	Sharqawy <i>et al.</i> (2009)	Irlande	Hemmingway et Long (2012)
Australie	Lhendup <i>et al.</i> (2014)	Italie	Focaccia <i>et al.</i> (2013)
Autriche	Sanner <i>et al.</i> (2013)	Japon	Fujii <i>et al.</i> (2009)
Bulgarie	Georgiev <i>et al.</i> (2009)	Norvège	Liebel <i>et al.</i> (2012)
Canada	Cruickshanks <i>et al.</i> (2000)	Pays-Bas	Witte et van Gelder (2006)
Chili	Roth <i>et al.</i> (2004)	République tchèque	Bujok <i>et al.</i> (2014)
Chine	Wang <i>et al.</i> (2010)	Suède	Eklöf et Gehlin (1996)
Chypre	Florides et Kalogirou (2008)	Suisse	Poppei <i>et al.</i> (2008)
Corée du Sud	Lee <i>et al.</i> (2011)	Syrie	Kharseh et Nordell (2009)
Espagne	Sanner <i>et al.</i> (2013)	Turquie	Esen et Inalli (2009)
États-Unis	Austin (1998)	Royaume-Uni	Underwood (2013)

Afin de comprendre le fonctionnement de l'unité d'ERT, voici les principaux aspects techniques concernant chacune des composantes :

- *Pompe de circulation* - La pompe de circulation permet le déplacement du fluide dans les tuyaux. Celle-ci doit assurer, en tout temps, un régime turbulent dans les tuyaux, afin de réduire la résistance convective du fluide.
- *Éléments chauffants* - Les éléments chauffants permettent de réchauffer le fluide et doivent être en mesure de fournir une puissance unitaire de 50 à 80 W/m, ce qui correspond au taux d'injection de chaleur pour un système en fonctionnement.
- *Sondes de température ou RTD* - Dans les premières unités (Austin, 1998; Gehlin, 2002), les RTD étaient généralement positionnées à l'entrée et à la sortie de l'unité. Si l'on suppose qu'aucune perte de chaleur ne survient entre l'unité et l'ÉCS, le positionnement est acceptable. En réalité, des pertes de chaleur sont présentes et d'autres auteurs (Pasquier et Groleau, 2009) ont ajouté des sondes dans les tuyaux au niveau du sol et à diverses profondeurs dans les tuyaux. Il est aussi possible d'utiliser des fibres optiques (Fujii *et al.*, 2006, 2009; Acuña *et al.*, 2011; Acuña et Palm, 2013).
- *Wattmètre* - En pratique, le wattmètre est strictement utilisé pour quantifier la puissance d'injection de chaleur induite dans le fluide caloporteur. Dans ce projet, l'unité d'ERT considère que la chaleur de la friction de la pompe n'est pas renvoyée au fluide et que les tuyaux et l'unité sont parfaitement isolés.
- *Débitmètre* - Le modèle d'interprétation analytique principalement utilisé, le modèle de la source linéique, considère un débit de circulation instantané. Par conséquent, le débitmètre est parfois omis dans les unités (Gehlin, 2002). Par contre, afin de s'assurer que l'écoulement est turbulent, le débit doit être mesuré. Aussi, le débit permet de vérifier la puissance observée en suivant l'équation 2.1 :

$$\dot{Q}(t) = \dot{V}(t)\rho_f c_f \Delta T(t) \quad (2.1)$$

où

- \dot{Q} l'impulsion de chaleur (W) ;
- t le temps (s) ;
- \dot{V} le débit de circulation du fluide (m³/s) ;
- ρ_f la masse volumique du fluide (kg/m³) ;
- c_f la capacité thermique massique du fluide (J/(kg K)) ;
- ΔT la variation de température (°C).

2.2 Modèles d'interprétation

Les modèles analytiques fournissent la température moyenne du fluide. Ils intègrent la variation de température ΔT produite par une impulsion de chaleur \dot{Q} au centre du puits, les propriétés thermiques et caractéristiques géométriques du puits via la résistance thermique équivalente du puits R_b et la température non perturbée du sol, menant à l'équation 2.2 :

$$\bar{T}_f(r_b, t) = T_0 + \frac{\dot{Q}(t)}{H} R_b + \Delta T(r_b, t) \quad (2.2)$$

Dans l'équation précédente, R_b est la résistance thermique équivalente du forage et peut être déterminée par la méthode des multipôles (Bennet *et al.*, 1987; Claesson et Hellström, 2011). Pour une expansion d'ordre 1 du multipôle, R_b est donnée par Hellström (1991) :

$$R_b = \frac{1}{4\pi k_g} \left[\ln \frac{r_b}{r_o} + \ln \frac{r_b}{2D} + \frac{k_g - k_s}{k_g + k_s} \ln \left(\frac{(r_b/D)^4}{(r_b/D)^4 - 1} \right) \right] + R_p + R_f \quad (2.3)$$

avec

- \bar{T}_f la température moyenne du fluide dans les tuyaux (°C) ;
- t le temps (s) ;
- T_0 la température non perturbée du sous-sol (°C) ;
- \dot{Q} l'impulsion de chaleur (W) ;
- H la longueur du puits (m) ;
- ΔT la variation de température (°C) ;
- R_b la résistance thermique du forage (mK/W) ;
- k_g la conductivité thermique du coulis (W/(mK)) ;
- r_b le rayon du forage (m) ;
- r_o le rayon extérieur des tuyaux (m) ;
- k_s la conductivité thermique du sol (W/(mK)) ;
- D l'espacement entre les tuyaux (m) ;
- R_p la résistance thermique des tuyaux (mK/W) ;
- R_f la résistance thermique du fluide (mK/W).

Les modèles d'interprétation considèrent une puissance de chauffage constante. Pour inclure une variation de puissance dans le temps, le principe de superposition temporelle est utilisé. Ce principe peut être utilisé par une superposition temporelle complète (Figure 2.2), par agrégation des charges (Bernier, 2001) ou par convolution dans le domaine spectral (Marcotte et Pasquier, 2008a).

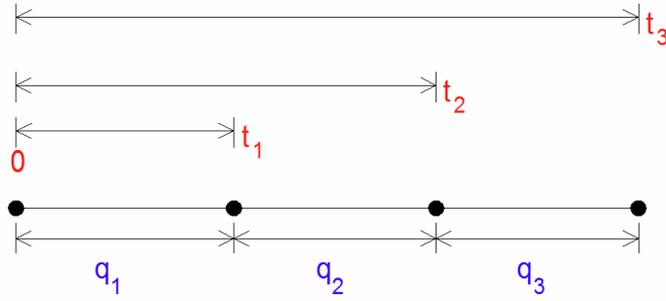


Figure 2.2 Principe de la superposition temporelle (tiré de Bernier, 2000).

À partir de la Figure 2.2, l'équation de la superposition temporelle s'exprime comme suit :

$$\begin{aligned} \Delta T(\dot{Q}, t_n) = & \Delta T(\dot{Q}_1, t_n - 0) + \Delta T(\dot{Q}_2 - \dot{Q}_1, t_n - t_1) + \dots \\ & \Delta T(\dot{Q}_3 - \dot{Q}_2, t_n - t_2) + \dots + \Delta T(\dot{Q}_n - \dot{Q}_{n-1}, t_n - t_{n-1}) \end{aligned} \quad (2.4)$$

L'équation 2.4 ne contient aucune récurrence, ce qui nécessite de recalculer la somme de l'équation 2.4 pour chaque pas de temps. Pour connaître toutes les températures à un temps t_n , un nombre de calculs équivalent à $n(n+1)/2$ doit être effectué. Par exemple, un ERT de deux jours avec un enregistrement aux 60 secondes nécessiterait $2880(2880+1)/2 = 4148640$ calculs. Afin d'alléger le nombre de calculs, l'agrégation des charges permet de rassembler des puissances de chauffage similaires. Le principe de convolution linéaire dans le domaine spectral s'attaque à des cas discrets et s'exprime comme suit (Marcotte et Pasquier, 2008a) :

$$\Delta T(t) = \mathfrak{F}^{-1}(\mathfrak{F}(g) \cdot \mathfrak{F}(f)) \quad (2.5)$$

Pour obtenir le signal de température complet, un seul calcul est nécessaire dans le domaine spectral avec le signal d'entrée f , la fonction de transfert g et un ajout de $n-1$ zéros à la suite de chacun de ces signaux afin de tenir compte du fait que les fonctions f et g sont des fonctions apériodiques. Marcotte et Pasquier (2008a) relatent que la FFT-spline est environ 2000 à 8000 fois plus rapide que la superposition temporelle complète, pour une simulation de 10 heures avec différents modèles d'interprétation.

2.2.1 Modèles analytiques

La variation de température ΔT de l'équation 2.2 s'obtient analytiquement. Plusieurs modèles analytiques permettent de la calculer. Les principaux sont la source linéique infinie (SLI), la source cylindrique infinie (SCI) et la source linéique finie (SLF) (Figure 2.3).

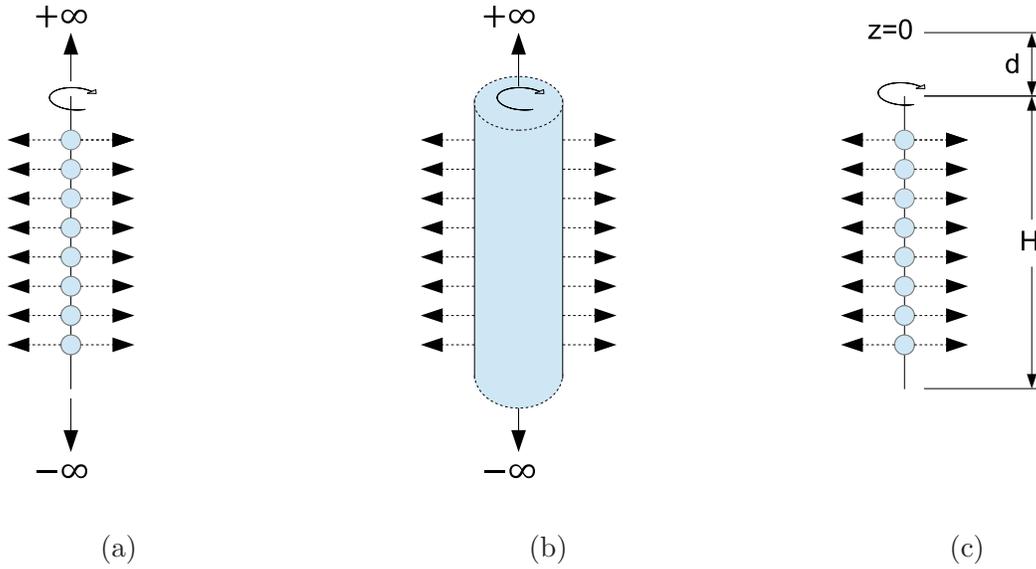


Figure 2.3 Représentation graphique des modèles analytiques : a) SLI, b) SCI et c) SLF.

Source linéique infinie

Le modèle SLI, représenté sur la Figure 2.3a, a été introduit par Ingersoll *et al.* (1954) et appliqué sur les ERT par Mogensen (1983). C'est d'ailleurs le modèle utilisé pour l'interprétation des premiers ERT (Eklöf et Gehlin, 1996). Le modèle permet le calcul de la variation temporelle de température à un rayon r de la source d'où une charge \dot{Q} est émise. L'équation s'exprime comme suit :

$$\Delta T(r, t) = \frac{\dot{Q}/H}{4\pi k_s} \int_x^\infty \frac{e^{-u}}{u} du \quad (2.6)$$

$$= \frac{\dot{Q}/H}{4\pi k_s} \left(-\gamma - \ln(x) + \sum_{j=1}^{\infty} \frac{(-1)^{j+1} (x)^j}{j j!} \right) \quad (2.7)$$

avec

$$x = \frac{r^2}{4(k_s/C_s)t} \quad (2.8)$$

et

- ΔT la variation de température (°C) ;
- r la distance radiale (m) ;
- t le temps (s) ;
- \dot{Q} l'impulsion de chaleur (W) ;

- H la longueur du puits (m) ;
- k_s la conductivité thermique du sous-sol (W/(mK)) ;
- u la variable d'intégration (-) ;
- γ la constante de Euler, soit $\approx 0,5772$ (-) ;
- C_s la capacité thermique volumétrique du sous-sol (J/(m³K)).

Le modèle de la SLI ne considère pas la vitesse de circulation du fluide et la profondeur du puits. De plus, la source de chaleur émise provient de l'axe central. Cette chaleur devrait en fait provenir de deux cylindres représentant les tuyaux.

Source cylindrique infinie

Le modèle de la SCI (Carslaw et Jaeger, 1959; Ingersoll *et al.*, 1954) a été utilisé par plusieurs auteurs pour interpréter un ERT (Gehlin, 2002; Sass et Lehr, 2011; Yu *et al.*, 2013). Dans ce modèle (Figure 2.3b), la source de chaleur est émise radialement à la surface d'un cylindre. Règle générale, le rayon du puits est utilisé comme le rayon du cylindre (Gehlin, 2002). L'équation de ce modèle est la suivante :

$$\Delta T(r, t) = \frac{\dot{Q}/H}{\pi^2 k_s} \int_0^\infty (e^{-\beta^2 y} - 1) \frac{J_0(p\beta)Y_1(\beta) - J_1(\beta)Y_0(p\beta)}{\beta^2(J_1^2(\beta) + Y_1^2(\beta))} d\beta \quad (2.9)$$

avec

$$y = \frac{k_s t}{C_s r^2} \quad (2.10)$$

et

$$p = \frac{r}{r_{cyl}} \quad (2.11)$$

et où

- ΔT la variation de température (°C) ;
- \dot{Q} l'impulsion de chaleur (W) ;
- H la longueur du puits (m) ;
- k_s la conductivité thermique du sous-sol (W/(mK)) ;
- β la variable d'intégration (-) ;
- J_0 la fonction de Bessel de premier type d'ordre 0 (-) ;
- J_1 la fonction de Bessel de premier type d'ordre 1 (-) ;
- Y_0 la fonction de Bessel de second type d'ordre 0 (-) ;
- Y_1 la fonction de Bessel de second type d'ordre 1 (-) ;
- r la distance radiale (m) ;
- t le temps (s) ;

- C_s la capacité thermique volumétrique du sous-sol (J/(m³K));
 r_{cyl} le rayon du cylindre (m).

Yu *et al.* (2013) et Pasquier et Marcotte (2014) ont déterminé que le modèle de la SCI représente moins bien les premiers temps de chauffage que le modèle SLI. Tout comme le modèle SLI, la vitesse de circulation et la profondeur du puits sont infiniment grandes.

Source linéique finie

À la base, l'idée de modéliser la longueur finie d'un puits a été exploitée par Eskilson dès 1987 avec les *g-functions*, une fonction de transfert permettant d'évaluer la réponse thermique d'un puits de longueur H . Depuis le début des années 2000, plusieurs auteurs ont construit des modèles analytiques reproduisant les *g-functions* (Zeng *et al.*, 2002; Lamarche et Beauchamp, 2007; Bandos *et al.*, 2009; Marcotte *et al.*, 2010). Le modèle décrit par Claesson et Javed (2011) permet de considérer une profondeur d'enfouissement d (Figure 2.3c). L'équation de ce modèle se décrit comme suit :

$$\Delta T(r, t) = \frac{\dot{Q}/H}{4\pi k_s} \int_s^\infty e^{-r^2 s^2} \frac{I(H \cdot s, d \cdot s)}{H \cdot s^2} ds \quad (2.12)$$

avec

$$s = \frac{1}{\sqrt{4(k_s/C_s)t}} \quad (2.13)$$

et

$$I(h, d) = 2ierf(h) + 2ierf(h + 2d) - ierf(2h + 2d) - ierf(2d) \quad (2.14)$$

où

$$ierf(X) = X \cdot erf(X) - \frac{1}{\sqrt{\pi}}(1 - e^{-X^2}) \quad (2.15)$$

et

$$erf(X) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^X e^{-u^2} du \quad (2.16)$$

et où

- ΔT la variation de température (°C);
 r la distance radiale (m);
 t le temps (s);
 d la profondeur d'enfouissement du puits (m);
 \dot{Q} l'impulsion de chaleur (W);
 H la longueur du puits (m);

k_s	la conductivité thermique du sous-sol (W/(mK)) ;
s	une variable d'intégration (-) ;
C_s	la capacité thermique volumétrique du sous-sol (J/(m ³ K)) ;
u	une variable d'intégration (-) ;
X	une variable quelconque (-).

Comme les deux modèles précédents, la chaleur est émise de façon constante le long de l'axe central du puits, mais ici elle est restreinte à longueur du puits, ce qui permet de tenir compte des composantes axiales.

2.2.2 Modèles de résistances et capacités thermiques

Afin de modéliser plus finement des puits géothermiques, des modèles de type résistances et capacités thermiques (RCT) ont été développés (De Carli *et al.*, 2010; Bauer *et al.*, 2011; Beier *et al.*, 2012; Pasquier et Marcotte, 2012; Zarrella *et al.*, 2013). Parmi ceux-ci, le modèle de Pasquier et Marcotte (2014) considère le débit de circulation du fluide dans les tuyaux, ce qui n'est pas possible avec les modèles analytiques. Le modèle est représenté par un réseau de résistances et capacités (Figure 2.4) dont les équations sont fonction du matériau (fluide, tuyau, coulis, cuvelage et sol). Tel que présenté par Pasquier (2015), les équations sont exprimées en termes de convolution. Ainsi, la température à un nœud désiré s'exprime comme suit :

$$T_j(t) = T_0 + (f * g_j)(t) \quad (2.17)$$

où T_j est la température au nœud j du modèle RCT et T_0 la température non perturbée du sous-sol. Le signal d'entrée f est présenté comme suit :

$$f(t) = \frac{\dot{Q}(t) - \dot{Q}(t_{i-1})}{\dot{V}C_f} \quad (2.18)$$

où \dot{Q} est la puissance de chauffage, \dot{V} le débit de circulation et C_f la capacité thermique volumétrique du fluide caloporteur. La fonction de transfert g s'exprime comme suit :

$$g_j(t) = \frac{T_j(t)}{\Delta T} \quad (2.19)$$

où T_j est la température au nœud et ΔT la différence de température constante entre l'entrée et la sortie des tuyaux du puits, une condition frontière du modèle.

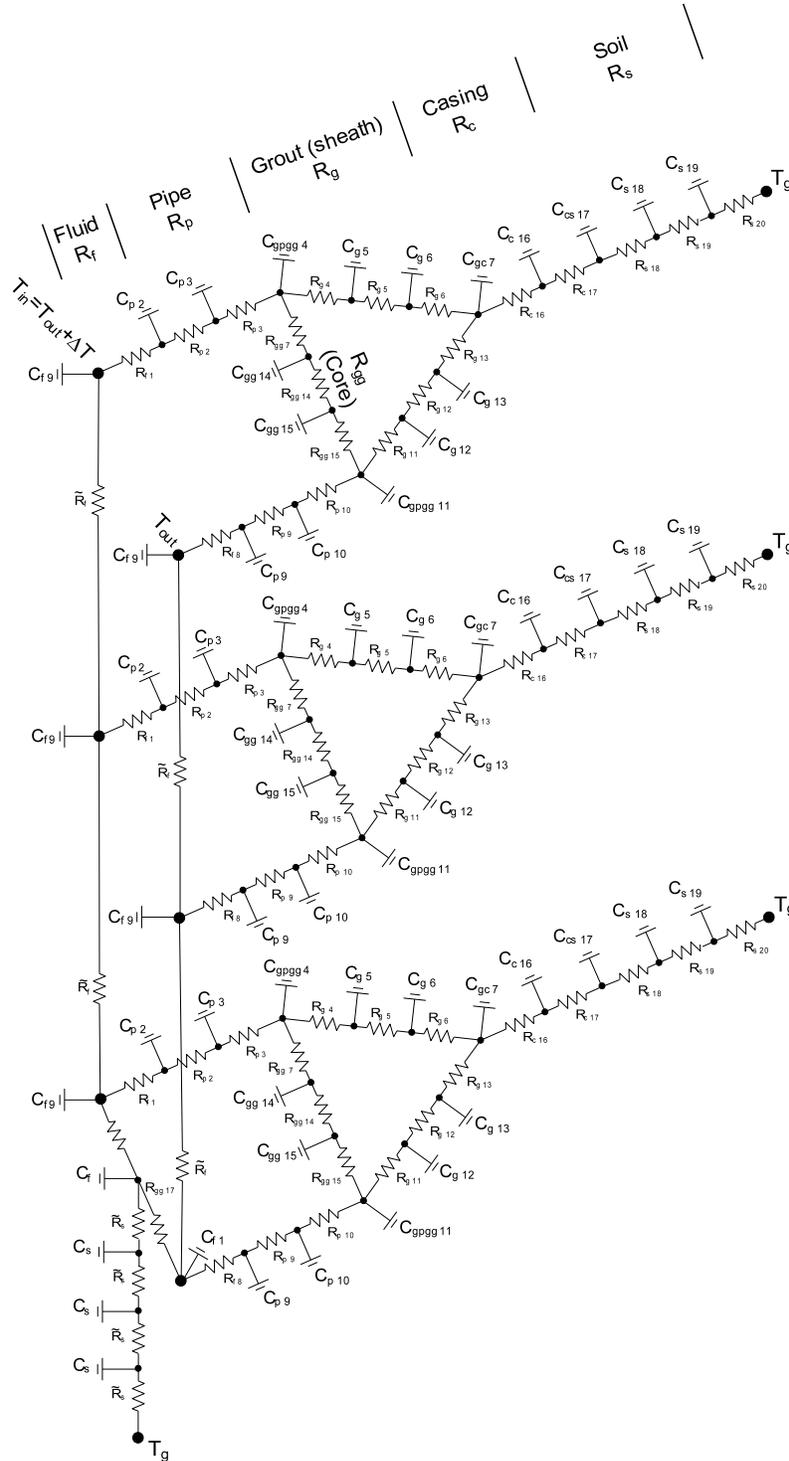


Figure 2.4 Le modèle RCT présenté pour 4 couches avec les nœuds $n_f=1$ $n_p=n_c=2$ et $n_g=n_{gg}=n_s=3$ (tiré de Pasquier et Marcotte, 2014).

Ensuite, la relation entre les résistances et les capacités s'exprime comme suit :

$$C_j \frac{dT_j}{dt} = \sum_{k=1}^{n_j} \frac{T_k - T_j}{R_k} \quad (2.20)$$

Dans l'équation 2.20, plusieurs équations de résistances R et de capacités C , fonction du matériau, sont requises. Celles-ci sont présentées aux tableaux 2.2 et 2.3. L'indice k représente chacun des nœuds connectés au nœud j . Pour un nœud j , la capacité est donc calculée en additionnant la moitié de la capacité représentant les matériaux des nœuds k avoisinants :

$$C_j = \sum_{k=1}^{n_j} \frac{\rho_k c_k v_k}{2} \quad (2.21)$$

où ρ est la masse volumique, c la capacité thermique massique et v le volume de la résistance. Tout comme le modèle SLF, le puits est d'une longueur finie. Le modèle RCT considère, d'autre part, un débit de circulation du fluide constant ou variable par l'entremise de R_f . Aussi, l'impulsion de chaleur provient du fluide à l'entrée du puits plutôt que d'être constant le long de l'axe.

Tableau 2.2 Sous-résistances horizontales (R) et verticales (\tilde{R}) du modèle RCT illustrées dans la Figure 2.4 (tiré de Pasquier et Marcotte, 2014 et où $A = \pi(8r_b)^2$).

Composants de l'ÉCS	R_j (K/W)	\tilde{R} (K/W)
Fluide (R_f)	$\frac{1}{\pi Nu k_f n_f dz}$	$\frac{1}{\dot{m} c_f}$
Tuyau (R_p)	$\frac{\ln r_o/r_i}{2\pi k_p n_p dz}$	-
Coulis (enveloppe) (R_g)	$\frac{2R_b - (R_f + R_p)}{n_g dz}$	-
Coulis (noyau) (R_{gg})	$\frac{2R_g(R_a - 2(R_f + R_p))}{(2R_g - (R_a - 2(R_f + R_p)))n_{gg} dz}$	-
Cuvelage (R_c)	$\frac{\ln r_b/r_c}{2\pi k_c n_c dz}$	-
Sol (R_s)	$\frac{\ln r_s/r_b}{2\pi k_s n_s dz}$	$\frac{dz}{k_s A}$

Tableau 2.3 Sous-capacités et sous-volumes du modèle RCT illustrées dans la Figure 2.4 (tiré de Pasquier et Marcotte, 2014).

Composants de l'ÉCS	$\rho_j c_j$ ($J/(Km^3)$)	v_j (m^3)
Fluide	$\rho_f c_f$	$\pi r_i^2 dz$
Tuyau	$\rho_p c_p$	$\pi r_{pj}^2 (e^{4\pi k_p R_p / n_p} - 1) dz$
Coulis (enveloppe)	$\rho_g c_g$	$\pi r_{gj}^2 (e^{4\pi k_g^* R_g / n_g} - 1) dz / 2$
Coulis (noyau)	$\rho_g c_g$	$(4r_o D - \pi r_o^2) dz / n_{gg}$
Cuvelage	$\rho_c c_c$	$\pi r_{cj}^2 (e^{4\pi k_c R_c / n_c} - 1) dz$
Sol	$\rho_s c_s$	$\pi r_{sj}^2 (e^{4\pi k_s R_s / n_s} - 1) dz$

2.2.3 Modèles d'éléments ou de volumes finis

Il est également possible d'utiliser la méthode des éléments finis (MEF) ou des volumes finis en 2D ou 3D (Signorelli *et al.*, 2007; Marcotte et Pasquier, 2008b; Schiavi, 2009; Bauer *et al.*, 2011) pour modéliser un ÉCS (Figure 2.5).

La plupart des modèles numériques tiennent compte du débit de circulation et de la puissance d'injection de chaleur dans le temps. Par ailleurs, ils incorporent les caractéristiques physiques et thermiques du sous-sol et du puits lui-même. Ces modèles permettent d'inclure la stratigraphie du sous-sol (Raymond et Lamarche, 2013) et aussi l'écoulement de l'eau souterraine (Raymond *et al.*, 2011a).

Contrairement aux modèles analytiques, un modèle numérique est en mesure de considérer l'advection et le mouvement du fluide dans les tuyaux dans le temps. Malgré tout, le temps de calcul et la complexité rendent ces modèles moins attirants dans le cadre de l'interprétation stochastique d'un ERT.

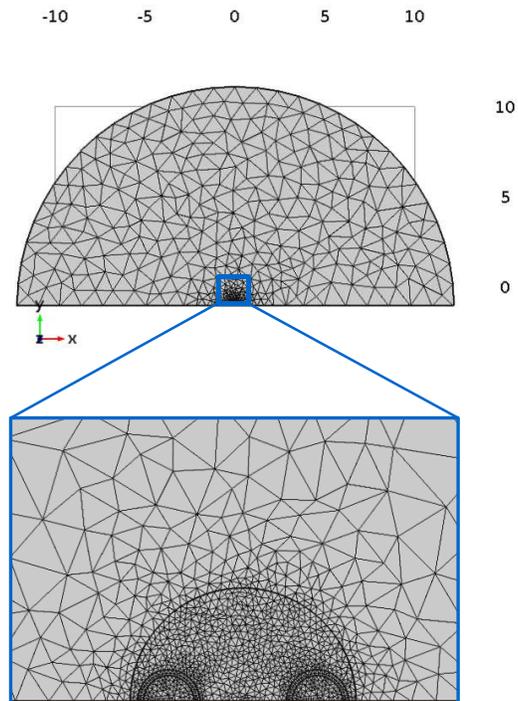


Figure 2.5 Vue de haut d'un modèle numérique 3D représentant un puits.

2.2.4 Résumé

Le Tableau 2.4, résume les hypothèses et caractéristiques de chacun des modèles présentés.

Tableau 2.4 Hypothèses et caractéristiques se rapportant à chacun des modèles

Modèle	SLI	SCI	SLF	RCT	MEF 3D
Axisymétrique	oui	oui	oui	2½D	non
Transfert de chaleur	radial à l'axe	radial au cylindre	radial à l'axe	suivant les résistances	3D dans les éléments
Impulsion de chaleur	constante sur l'axe	constante sur le cylindre	constante sur l'axe	variable à l'entrée du puits	variable à l'entrée du puits
Longueur du puits	infinie	infinie	finie	finie	finie
Tête de puits à la surface	oui	oui	non	non	non
Vitesse de circulation	infinie	infinie	infinie	variable	variable

2.3 Méthodes d'interprétation

L'interprétation d'un ERT vise à identifier quels paramètres thermiques permettent de reproduire la température observée pendant l'essai. Différentes méthodes d'interprétation ont été développées.

2.3.1 Méthode de la pente graphique

La méthode de la pente graphique (PG) est une approximation de premier degré de la SLI (équation 2.7) inspirée des travaux de Mogensen (1983). Gehlin (1998) a utilisé la méthode PG pour l'interprétation des ERT. Depuis, cette méthode a été utilisée largement dû à sa simplicité et rapidité de calcul. D'ailleurs, elle est implémentée dans plusieurs logiciels de calculs, comme GLD (Thermal Dynamics Inc., 2014) et GeRT-CAL (Bujok *et al.*, 2014).

La méthode consiste à ajuster aux données expérimentales un modèle de régression de la forme :

$$\bar{T}_f(t) = B + M \cdot \ln(t) \quad (2.22)$$

où

$$B = T_0 + (\bar{Q}/H)R_b - \frac{(\bar{Q}/H)\gamma}{4\pi k_s} + \frac{\bar{Q}/H}{4\pi k_s} \ln\left(\frac{4(k_s/C_s)}{r^2}\right) \quad (2.23)$$

et

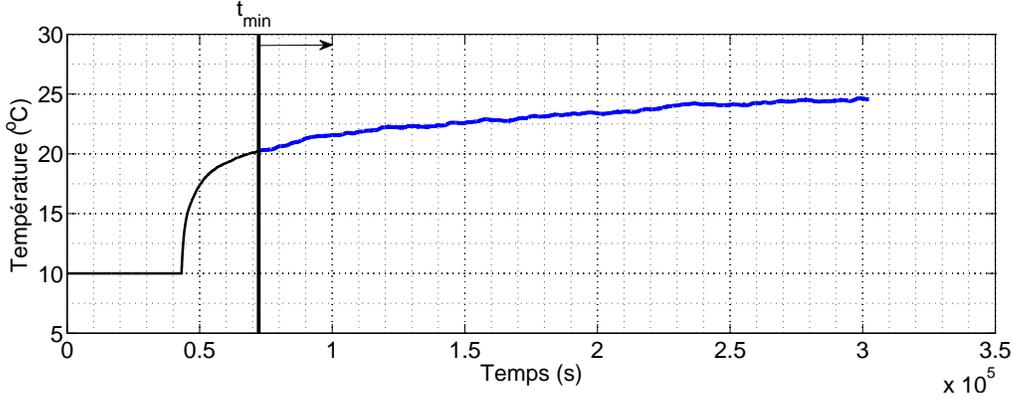
$$M = \frac{\bar{Q}/H}{4\pi k_s} \quad (2.24)$$

Pour une impulsion de chaleur constante, le comportement en régime transitoire de la température exprimée en log naturel correspond à une pente linéaire (Figure 2.6), passé un temps minimal t_{min} (Hellström, 1991).

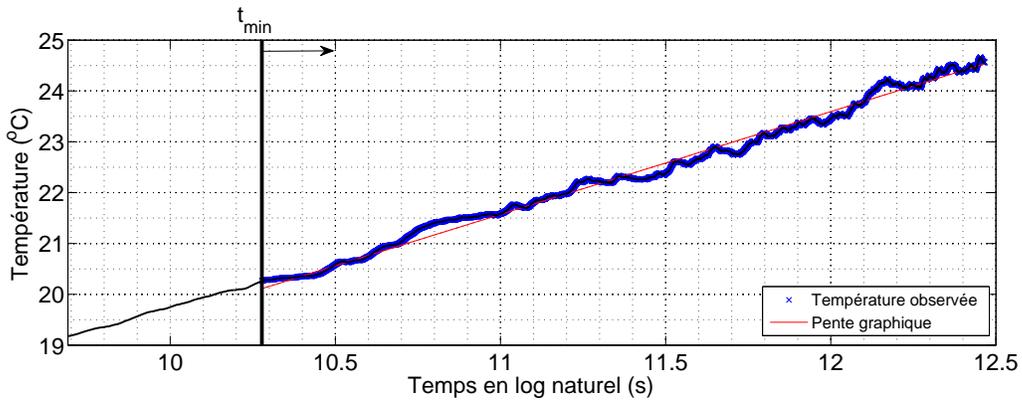
Afin de limiter l'erreur d'approximation de la fonction exponentielle intégrale, le facteur F , dans l'équation 2.25, est utilisé pour une valeur de 5 ou 20 (Gehlin, 2002) :

$$t_{min} \geq \frac{r_b^2 F}{(k_s/C_s)} \quad (2.25)$$

À partir de l'équation 2.24, où M est la pente, la conductivité thermique du sous-sol est



(a)



(b)

Figure 2.6 Exemple d'interprétation avec la méthode de la pente graphique. En a), les températures se produisant après le temps minimum t_{min} sont sélectionnées et, en b), la pente graphique, en log naturel, est tracée sur ces températures.

extraite telle que :

$$k_s = \frac{\bar{Q}/H}{4\pi M} \quad (2.26)$$

Présumant la valeur de C_s connue, seule la valeur de R_b reste inconnue dans l'équation générale 2.22. Ainsi, l'équation 2.22 est réassemblée pour isoler le $R_b(t)$ et la résistance thermique du forage finale, R_b , correspondra à la moyenne de $R_b(t)$:

$$R_b(t) = \frac{\bar{T}_f(t) - T_0}{\bar{Q}/H} - \frac{M}{\bar{Q}/H} \left[\ln \left(\frac{4(k_s/C_s)t}{r_b^2} \right) - \gamma \right] \quad (2.27)$$

Dans un ERT réel, il est fréquent de voir une variation importante du signal de puissance lorsque la provenance de l'énergie est un réseau local. Conséquemment, le signal de tempéra-

ture sera empreint de cette fluctuation. Beier et Smith (2003) ont développé un algorithme de « déconvolution » permettant de masquer l'effet de la puissance variable. Ainsi, cette méthode dans le domaine de Laplace permet d'obtenir une courbe de température, tel qu'une seule impulsion de chaleur à taux constant est considérée. Aussi, Focaccia *et al.* (2013) ont élaboré un outil géostatistique suivant la méthode dite de la « Dérive ». Avec cette dernière, il est possible d'évaluer la qualité de l'estimation par rapport au variogramme, ce qui permet d'améliorer l'identification des paramètres par rapport à la méthode de la pente graphique.

Dans la méthode PG, une puissance moyenne est utilisée pour représenter la pente. Si plusieurs phases de chauffage ou une période de restitution thermique ont lieu, cette méthode ne peut s'appliquer qu'à la première impulsion de chaleur. Dans cette étude, cette méthode n'est pas utilisée étant donné qu'une puissance variable est utilisée et que l'ERT à l'étude comporte une phase de chauffage suivie d'une phase de restitution thermique.

2.3.2 Méthode d'inversion

Une méthode d'inversion consiste à minimiser l'erreur d'ajustement entre les températures calculées et les températures mesurées durant l'ERT. Lors de l'inversion, un algorithme teste un certain nombre de paramètres thermiques inconnus (k_s , C_s et R_b) dans le but de trouver l'agencement qui minimisera l'erreur d'ajustement (Figure 2.7). L'algorithme de minimisation varie d'un auteur à l'autre. Les algorithmes les plus utilisés sont Nelder-Mead Simplex, Levenberg–Marquardt, Interior trust region et Gradient conjugué. Les types d'erreurs d'ajustement utilisés sont la moyenne des erreurs absolues (MEA) (Pasquier, 2015), la somme des erreurs au carré (Austin, 1998) et la racine de la moyenne des erreurs au carré (Wagner *et al.*, 2012).

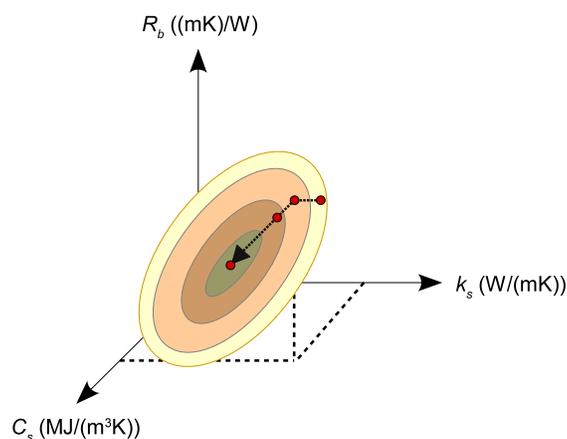


Figure 2.7 Minimisation dans l'espace d'ajustement.

Puisque les modèles d'interprétation ne représentent pas parfaitement la réalité physique d'un ÉCS, Pasquier (2015) a proposé d'utiliser un critère d'arrêt permettant d'arrêter l'algorithme de minimisation lorsque l'erreur d'ajustement se retrouve sous l'erreur de modèle. Ainsi, tous les paramètres thermiques générant une erreur d'ajustement (MEA) sous le critère d'arrêt sont valables. Wagner *et al.* (2013) ont aussi proposé un critère d'arrêt, mais plutôt pour tenir compte de l'erreur des instruments.

2.3.3 Méthode d'inversion utilisée

Afin d'éviter le surajustement des paramètres, on se propose d'arrêter l'inversion dès que le seuil correspondant à l'erreur de modèle est atteint. Comme le point où ce seuil est atteint dépend des paramètres de départ, il est nécessaire de répéter le processus de calibration avec plusieurs solutions initiales. L'éventail des solutions finales obtenues permet ainsi de déterminer l'incertitude sur les paramètres compatibles avec l'erreur de modèle. Dans ce mémoire, la méthode d'interprétation utilisée est celle incorporée dans le logiciel TRT-SInterp (Pasquier, 2015) dans lequel les modèles SLF et RCT sont implémentés. Pour le modèle SLF, le logiciel permet d'effectuer les inversions sur les paramètres suivants :

- k_s la conductivité thermique du sous-sol (W/(mK));
- C_s la capacité thermique volumétrique du sous-sol (J/(m³K));
- k_g la conductivité thermique du coulis (W/(mK)); et
- T_0 la température non perturbée du sous-sol (°C).

Lorsque l'interprétation est réalisée avec le modèle RCT, deux paramètres peuvent être ajoutés :

- C_g la capacité thermique volumétrique du coulis (J/(m³K)); et
- D l'espacement entre les tuyaux (m).

Préalablement à une interprétation, des intervalles de départ pour les paramètres inconnus désirés sont fixés. Puis, à chacune des inversions, les paramètres initiaux sont sélectionnés aléatoirement dans ces intervalles. À chacune des inversions, il est possible d'utiliser des signaux (T , \dot{Q} et \dot{V}) différents pour chacune des inversions. Les résultats d'interprétation obtenus mènent à des distributions statistiques permettant d'extraire les paramètres thermiques moyens et leurs incertitudes.

L'objectif premier de TRT-SInterp est d'identifier les paramètres thermiques inconnus en réalisant des inversions dans un cadre stochastique. Dans ce programme, les modèles d'interprétation sont intégrés dans un algorithme d'optimisation non linéaire. La résolution de chaque modèle est réalisée par convolution dans le domaine spectral, permettant un temps de calcul réduit par rapport à une superposition réalisée dans le domaine du temps. La méthode

d'inversion cherche à minimiser l'erreur d'ajustement, aussi appelée fonction objectif, entre les températures simulées et les températures de référence. La minimisation s'effectue à l'aide de la méthode du gradient conjugué. La fonction objectif utilisée est la moyenne des erreurs absolues (MEA), soit :

$$\theta_{aj} = \frac{\sum_i^{n_t} \sum_j^{n_T} |T_M^{i,j} - T_R^{i,j}|}{n_t n_T} \quad (2.28)$$

et où

- θ_{aj} l'erreur d'ajustement (°C) ;
- n_t le nombre de pas de temps contenu dans le signal (-) ;
- n_T le nombre de sondes de température (valeur de 1 utilisée pour SLF) (-) ;
- T_M la température mesurée (°C) ;
- T_R la température de référence (°C).

Comme expliquée au chapitre 2.3.2, l'optimisation s'arrête lorsque la fonction objectif atteint un critère d'arrêt déterminé par l'utilisateur. Si l'algorithme d'optimisation converge sans avoir atteint le critère d'arrêt, le logiciel considère qu'un minimum local a été rencontré. À ce moment, une sélection aléatoire est réalisée à nouveau et l'inversion est redémarrée. Une interprétation est considérée terminée lorsque toutes les inversions demandées par l'utilisateur sont complétées.

2.4 Classification des erreurs

Plusieurs types d'erreurs influencent la validité des résultats d'ERT. Witte (2013) a énoncé quatre catégories d'erreurs possibles :

1. Erreur du modèle d'interprétation
2. Erreur de mesure
3. Erreur sur les paramètres
4. Propagation des erreurs

Bien que ces catégories couvrent une majorité des erreurs possibles, une erreur additionnelle s'ajoute à la liste :

5. Erreur de terrain

2.4.1 Erreur du modèle d'interprétation

Les erreurs de modèle originent de leur hypothèses s'éloignant de la réalité physique de l'ÉCS et de l'ERT.

- *Modèle SLI*

Le modèle SLI, au travers de la méthode de la PG, est souvent utilisé dans les analyses de sensibilité (Javed *et al.*, 2011; Wagner *et al.*, 2012). L'interprétation avec cette méthode est fonction des périodes de temps choisies pour l'interprétation telle que Signorelli *et al.* (2007) l'ont démontré. De plus, la pente et l'ordonnée de la régression seront entachées d'une erreur si une fluctuation de la puissance survient ou si l'influence de la température ambiante se fait sentir (Witte, 2013). L'approximation faite par la méthode de la pente engendre une erreur maximale de 2,5% et 10% sur k_s par rapport au modèle SLI, lorsque le facteur F (équation 2.25) est de 20 ou 5 respectivement (Gehlin, 2002).

Pour diminuer l'erreur, l'utilisation d'une méthode d'inversion est donc préférable. D'ailleurs, Gehlin (1998) a recommandé l'utilisation d'autres modèles d'interprétation que la SLI lorsque le puits est rempli de coulis ou si le socle rocheux est sédimentaire.

- *Modèles SCI et SLF*

Ainsi, si un modèle analytique est utilisé, les inversions sont faites sur la température moyenne. Tel qu'expliqué par Witte (2013), il existe plusieurs façons de calculer cette température moyenne. L'estimation par une moyenne arithmétique de la température d'entrée et de sortie suppose que la température varie linéairement dans les tuyaux verticaux, ce qui n'est pas toujours le cas. Afin d'améliorer l'évaluation de la température du fluide, Marcotte et Pasquier (2008b) ont utilisé une moyenne de type p -linéaire. Celle-ci est donnée par :

$$|\Delta T_{p-lin}| = \frac{p(|\Delta T_{in}|^{p+1} - |\Delta T_{out}|^{p+1})}{(1+p)(|\Delta T_{in}|^p - |\Delta T_{out}|^p)} \quad (2.29)$$

et où

ΔT	la variation de température (°C);
$p - lin$	la moyenne de type p -linéaire (-);
p	la puissance dans le calcul de la moyenne de type p -linéaire (-);
in	le tuyau entrant au puits (-);
out	le tuyau sortant au puits (-).

- *Modèles RCT et MEF*

Pour le modèle RCT et le modèle numérique, la discrétisation des nœuds ou éléments est le facteur principal pour l'erreur de modèle. Mise à part Austin *et al.* (2000), peu d'auteurs ont évalué numériquement l'incertitude accordée au modèle numérique.

Par ailleurs, l'incertitude des modèles SLF et RCT lors de l'interprétation d'un ERT n'a pas été étudiée à ce jour.

2.4.2 Erreur de mesure

L'erreur de mesure est reliée au biais et à la résolution d'un appareil de mesure. Dans les modèles d'interprétation, les signaux de puissance de chauffage \dot{Q} et, dans certains cas, de débit de circulation \dot{V} sont utilisés dans les intrants. Ces modèles tentent de reproduire les signaux de température du fluide T , considérés comme signaux sortants.

- *Puissance*

Afin de tenir compte des erreurs de mesure sur la puissance, Wagner et Clauser (2005) ont proposé de bruiteur le signal de puissance dans une méthode d'inversion stochastique. Par contre, ils ne font pas ressortir l'influence des sondes sur l'incertitude de l'interprétation, puisque leur objectif était plutôt d'évaluer la durée optimale d'un test.

- *Débit*

Witte (2013) a effectué une étude paramétrique sur la méthode PG pour un débitmètre d'un biais de 0,33% et a évalué que l'impact de cette erreur sur l'interprétation est négligeable. L'influence du biais du débitmètre sur l'interprétation pourrait être évaluée par l'utilisation d'une méthode d'inversion stochastique en bruitant sur le débit de circulation, mais cela n'a jamais été fait.

- *Température*

Pour considérer l'erreur de mesure sur la température, Wagner et Clauser (2005) proposent, tout comme pour la puissance, d'ajouter un bruit sur la température dans une étude de Monte-Carlo. Li et Lai (2012) réalisent un exercice semblable, mais encore une fois, l'objectif était autre que d'évaluer l'influence des sondes sur l'incertitude d'une interprétation. Récemment, Witte (2013) a déterminé, en interprétant avec la méthode PG, que les sondes de température sont responsables d'environ 70% de l'erreur sur k_s et que k_s engendre plus de 90% de l'erreur sur R_b .

2.4.3 Erreur sur les paramètres

Une erreur de paramètre est introduite lorsqu'un paramètre thermique ne peut être évalué correctement. Les paramètres touchés se retrouvent dans deux domaines : le puits et le milieu géologique.

- *Puits*

Un forage moins bien effectué peut grossir le rayon du forage r_b et augmenter, ou diminuer, la profondeur prévue du forage H (Austin *et al.*, 2000; Li et Lai, 2012; Witte, 2013). De plus, une mauvaise installation des espaceurs peut entraîner une erreur sur l'espacement des tuyaux D (Austin *et al.*, 2000; Li et Lai, 2012; Wagner *et al.*, 2012) et donc sur le calcul de R_b , si ce dernier est évalué avec une valeur erronée de D .

- *Milieu géologique*

Si la méthode PG est utilisée, le paramètre C_s est jugé connu. Ainsi, une mauvaise estimation de ce paramètre entraînera automatiquement une erreur sur k_s et R_b (Austin *et al.*, 2000; Li et Lai, 2012; Witte, 2013). Ces paramètres thermiques auront aussi une erreur si T_0 n'est pas bien estimé par le profil thermique ou que la circulation continue n'est pas assez longue.

Notons que dans cette étude, les erreurs de paramètres sont négligées, puisque ces derniers sont jugés connus lors de l'interprétation.

2.4.4 Propagation des erreurs

Pour considérer ce type d'erreur, tous les éléments d'un modèle d'interprétation doivent être inclus dans un calcul de propagation des erreurs. Witte (2013) utilise la quadrature (équation 2.30) pour les paramètres indépendants dans une addition :

$$\sigma_X = \sqrt{(\sigma_U)^2 + (\sigma_V)^2} \quad (2.30)$$

où X , U et V sont des variables quelconques. C'est d'ailleurs ce que Austin *et al.* (2000) utilisent pour déterminer l'incertitude de son analyse de sensibilité pour la méthode PG. Lorsque l'équation pour calculer le paramètre n'est pas qu'une simple addition (par exemple \dot{Q} avec l'équation 2.1, ou k_s en fonction de la pente M), la quadrature est :

$$\frac{\sigma_X}{X} = \sqrt{\left(\frac{\sigma_U}{U}\right)^2 + \left(\frac{\sigma_V}{V}\right)^2} \quad (2.31)$$

Enfin pour les erreurs d'équations de paramètres dépendants et d'équations plus complexes, la quadrature suivante s'applique :

$$\sigma_X = \sqrt{\left(\sigma_U \frac{\partial X}{\partial U}\right)^2 + \left(\sigma_V \frac{\partial X}{\partial V}\right)^2} \quad (2.32)$$

Les formules de quadrature sont valables uniquement si un modèle analytique relie les paramètres entre eux, ce qui n'est pas possible avec les modèles de la SLF et de RCT.

2.4.5 Erreur de terrain

L'erreur de terrain englobe toutes conditions de site pouvant nuire ou compromettre un ERT. Entre autres, l'hétérogénéité du sous-sol (Signorelli *et al.*, 2007) et l'écoulement de l'eau souterraine (Poppei *et al.*, 2008) ont une influence sur la conductivité thermique du sous-sol. Aussi, le gradient géothermique, négligé dans la plupart des modèles d'interprétation, et la dispersion thermique peuvent avoir un impact sur l'incertitude des résultats d'interprétation (Wagner *et al.*, 2012).

L'interprétation d'un essai réalisé dans ces conditions nécessite une étude approfondie due à la complexité de la réalité du terrain. Ainsi, un modèle numérique est en mesure d'incorporer la plupart de ces aspects (Raymond *et al.*, 2011a). De plus, il existe aussi des modèles tenant compte de l'écoulement souterrain, tel que ceux de Molina-Giraldo *et al.* (2011) et Wagner *et al.* (2013).

CHAPITRE 3 DÉMARCHE DU TRAVAIL ET ORGANISATION DU DOCUMENT

3.1 Démarche de travail

L'objectif principal de ce mémoire est d'évaluer l'incertitude des résultats d'interprétation causée par les modèles d'interprétation et les instruments utilisés lors d'un essai de réponse thermique. Ainsi, deux modèles sont présentés dans ce mémoire, soit le modèle SLF (Claesson et Javed, 2011) et le modèle RCT (Pasquier et Marcotte, 2014) qui n'ont d'ailleurs pas fait l'objet d'analyses de sensibilité jusqu'à ce jour. En ce qui concerne les instruments, cette étude se limitera aux sondes de température et au wattmètre. Puisque le modèle SLF ne tient pas compte du débit de circulation, cet instrument est exclu de l'analyse, permettant de comparer les deux modèles. Pour atteindre cet objectif principal, le travail se divise en trois parties, soit la création des données, l'ajout du bruit et l'étude de précision et de biais.

- *Objectif spécifique 1 : Création de signaux de puissance et de température de référence*
La création de signaux a pour objectif de se doter de signaux idéaux exempts d'erreurs de mesure, mais présentant des fluctuations similaires à un signal réel. Le signal de puissance est donc bâti en effectuant une étude géostatistique d'un signal réel. Afin d'évaluer la sensibilité des modèles, tous les paramètres physiques et thermiques doivent être connus. Par conséquent, pour obtenir les signaux de température, un modèle numérique 3D est construit dans lequel le signal synthétique de puissance est introduit. Le résultat de cette simulation consiste en plusieurs signaux de température variant dans le temps en fonction d'emplacements désirés dans l'ÉCS.
- *Objectif spécifique 2 : Processus d'ajout du bruit*
L'ajout de bruit a pour but d'évaluer l'effet du biais et de la résolution des instruments sur l'incertitude des résultats. Pour la température, une expérience en laboratoire a été réalisée pour établir le temps de réaction d'une sonde de température face à des variations de température. Ainsi, une équation de correction pour les signaux de température d'un ERT a été développée. En plus de cette correction, le bruit sur la température est considéré dans le processus d'inversion en fonction du biais de l'appareil. Enfin, le signal de puissance est bruité aléatoirement par l'ajout d'une erreur aléatoire et d'une erreur systématique lors de l'inversion, ceci afin d'évaluer l'influence des erreurs de mesure du wattmètre sur la détermination des paramètres thermiques et leur incertitude.

- *Objectif spécifique 3 : Expériences sur le biais et la précision des résultats d'interprétation*
Trois expériences sont réalisées dans cette partie du travail, soit l'influence de (1) l'erreur de modèle, (2) le biais des sondes de température et (3) le biais et la résolution du wattmètre.

Chacune des expériences est entreprise par méthode d'optimisation stochastique avec le code TRT_SInterp (Pasquier, 2015). Dans une expérience, les paramètres thermiques finaux assurent la minimisation de l'erreur entre la température de référence et la température calculée sous un critère d'arrêt. Pour déterminer ce critère, les températures de référence sont comparées avec les réponses thermiques obtenues par le calcul des modèles SLF et RCT en utilisant le vrai signal de puissance et les vrais paramètres thermiques. Dans l'expérience sur l'erreur de modèle, des expériences indépendantes sont réalisées pour déterminer l'intérêt d'une période de restitution de chaleur, du critère d'arrêt et de négliger la phase transitoire dans l'interprétation. Dans l'expérience sur les capteurs de température, plusieurs biais de capteurs sont testés. Finalement, l'expérience sur le wattmètre évalue aussi plusieurs biais et résolutions d'appareil, tout en considérant le biais associé à la température.

3.2 Organisation du document

L'article scientifique au chapitre 4 est le coeur de ce travail. En effet, les principaux éléments de la démarche de travail s'y retrouvent. Par conséquent, les objectifs spécifiques sont pour la plupart atteints au terme du chapitre 4. Seules l'expérience de laboratoire avec les sondes de température et l'étude géostatistique d'un signal réel de puissance ne sont pas présentées dans l'article et se retrouvent dans le chapitre 5. Le chapitre 6 contiendra une discussion complétant les propos de l'article et traitant des ajouts du chapitre 5.

CHAPITRE 4 ARTICLE 1 : INFLUENCE OF MODEL AND MEASUREMENT ERRORS ON THE INTERPRETATION OF THERMAL RESPONSE TESTS

Cet article scientifique a été soumis au journal *Geothermics* le 18 février 2015 (Jacques *et al.*, 2015).

Influence of Model and Measurement Errors on the Interpretation of Thermal Response Tests

Louis Jacques, Philippe Pasquier, Denis Marcotte

Department of Civil, Geological and Mining Engineering, Polytechnique Montreal, P.O. Box 6079 Station Centre-Ville, Montréal, Canada H3C 3A7

Abstract

Thermal response tests are routinely used to identify the ground and borehole thermal parameters. It is known that measurement errors, both systematic and random, and model error alter both the data obtained from a thermal response test and the resulting identification of the thermal parameters. A series of controlled experiments is done to quantify the importance of the effects of the various sources of errors. Moreover, the impact of using or not the recovery phase is assessed. Two different forward model are compared, the finite line source model (FLSM) and the thermal resistance and capacity model (TRCM). Results indicate that including the model error in the stopping criteria of the inversion algorithm helps reducing the uncertainty of the parameters interpreted by a TRCM or the identification errors of the thermal parameters provided by the FLSM. For both interpretation models, use of a recovery phase helps reducing the bias and always leads to smaller parameters uncertainty. Although the TRCM allows reducing the correlation between the calibrated parameters, the identification error are relatively small and similar for both interpretation models. Our results indicate that use of more accurate temperature probes may help reducing the uncertainty affecting the identification of the ground and grout thermal conductivity.

Keywords : thermal response test, model error, measurement errors, stochastic inversion, finite line-source model, thermal resistance and capacity model

4.1 Introduction

For commercial or institutional ground-source heat pump systems, a thermal response test (TRT) (Gehlin, 2002; Austin, 1998) is usually performed to identify the local ground thermal properties and improve the design of closed-loop ground heat exchangers (GHE). The test consists to inject - or extract as done by Wang *et al.* (2010) - heat into the ground through a GHE and monitor the evolution of the fluid temperature through a TRT unit as illustrated in Fig. 4.1.

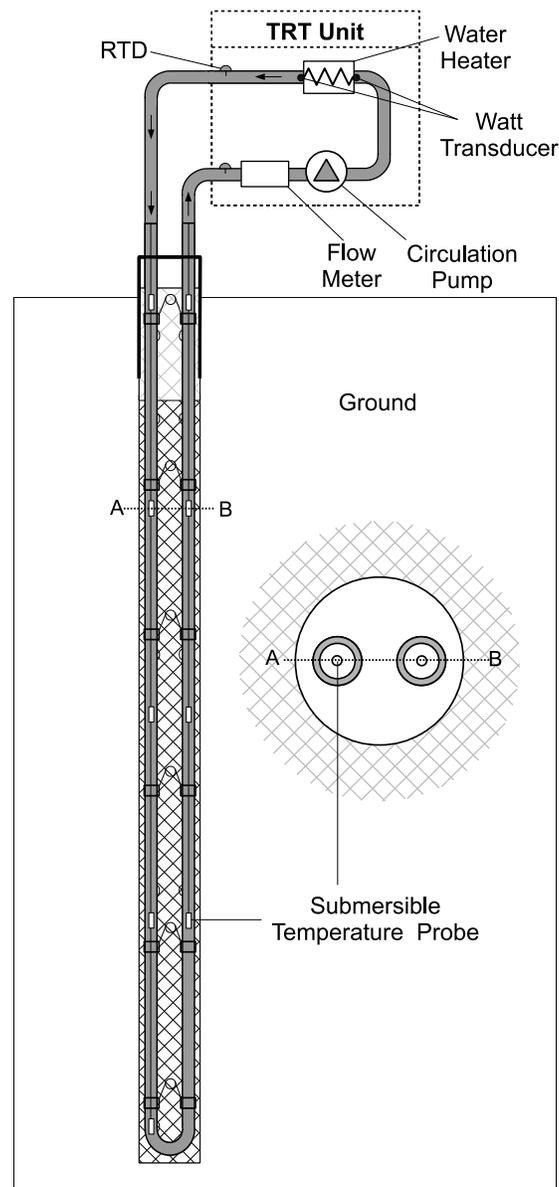


Figure 4.1 Illustration of a TRT unit connected to a closed-loop ground heat exchanger.

During the TRT, sensors and data acquisition systems are used to monitor the fluid temperature (T), heating power (\dot{Q}) and circulation flow rate (\dot{V}) and characterize the evolution of the input (\dot{Q}, \dot{V}) and output (T) signals. The sensors used to sample these signals, typically RTD probes, watt-transducer and flowmeter, have their own systematic (bias) and random (precision) errors that unavoidably add noise to the real unknown signals. As emphasized by Witte (2013), since the interpretation process relies on the measured signals, it is likely that the measurement errors will taint the interpretation outcome.

In addition to sensor errors, a second source of error stems from the choice of the interpretative model of the TRT results as each model has its own limiting assumptions. For instance, the widely used graphical slope method (Mogensen, 1983; Gehlin, 2002) relies on an approximation of the infinite line-source model (Ingersoll *et al.*, 1954) that excludes use of early temperature measurements, neglects axial effects and assumes constant heating power, infinite circulation flow rate, known ground volumetric capacity, and thermal steady state in the borehole. These assumptions do not enable a perfect reproduction of the real temperature signal and lead to what Witte (2013) calls the error of the interpretation model. Many efforts have been devoted to reduce the error of the interpretation model by developing more accurate models (Bauer *et al.*, 2011; Zarrella *et al.*, 2013; Pasquier et Marcotte, 2014) or less restrictive interpretation approaches (Wagner et Clauser, 2005; Signorelli *et al.*, 2007; Marcotte et Pasquier, 2008b; Wagner *et al.*, 2012; Li et Lai, 2012; Beier et Smith, 2003; Raymond *et al.*, 2011b).

This paper aims to quantify the influence of interpretation model, measurement errors and recovery phase on the parameters outcome and their uncertainty. Globally, this paper shows, through three numerical experiments, that use of more accurate temperature probes and use of a recovery phase helps reducing the parameters uncertainty. Also, current results indicate that use of a more accurate interpretation model allows reducing the correlation between the calibrated parameters.

4.2 Methodology

Since assessing the accuracy of TRT interpretation is possible only when all the reference parameters are known, which is obviously not the case with real TRTs, the methodology used in this paper relies on numerical experiments. The following section describes the approach used to obtain noiseless synthetic input and output signals (\dot{Q}, T), how the measurement errors were generated and added to the reference signals, and finally how these signals were interpreted.

4.2.1 Geostatistical analysis and simulation of \dot{Q}_R

Electricity supply to a TRT unit is usually provided by a power generator or by the local electrical grid. The first source can produce a relatively stable supply by comparison to the second one, which may vary significantly with the local usage of electricity (see Fig. 4.2) and induce an additional constraint for the interpretation method. To get a realistic but synthetic heating power profile, the signals (\dot{Q} and \dot{V}) measured by Pasquier et Groleau (2009) during a TRT connected to the grid were analyzed in a geostatistical framework (Chilès et Delfiner, 1999) to filter the measurement errors and identify their underlying structure (variogram and cross-variogram).

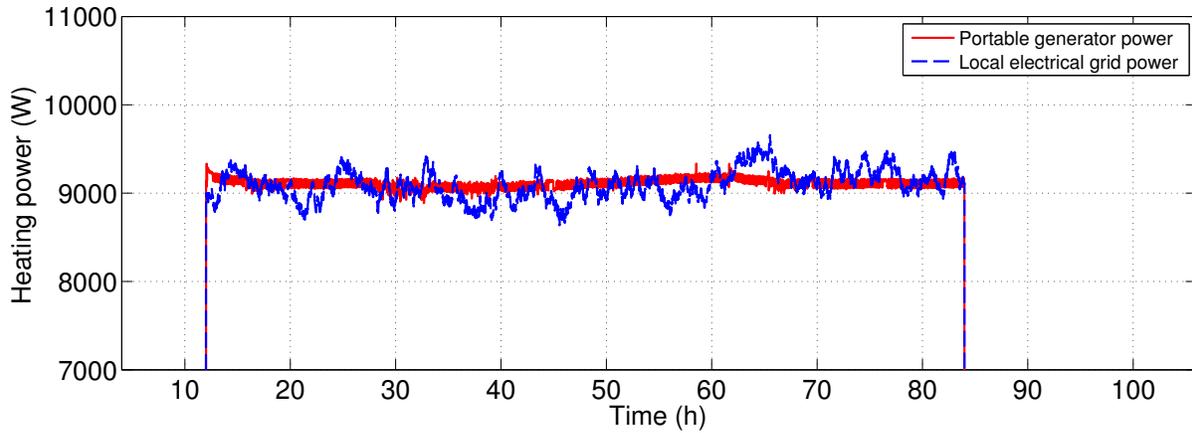


Figure 4.2 Examples of heating power signals measured during a TRT.

The analysis provided an experimental covariance model which was used within the FFT-MA method (Le Ravalec *et al.*, 2000) to construct a heating power signal mimicking a real signal, hereinafter noted \dot{Q}_R . The resulting signal is shown in Fig. 4.3 and is composed of a continuous circulation phase of 12h, a heating phase of 72h and a recovery phase of 96h. Notice that the heating phase has an average of approximately 9 095 W.

4.2.2 Simulation of $T_R(z)$

The real heating power signal \dot{Q}_R has been used as input in a three dimensional finite element model (FEM) built in the Comsol Multiphysics environment (Comsol AB, 2012) by Jacques *et al.* (2014) to obtain the real fluid temperature at different depths ($T_R(z)$) within the circulation pipes. The thermal properties and geometry used to solve the FEM are summarized in Table 4.1 and illustrated in Fig. 4.4. The resulting solution obtained at nine depths within the vertical pipes for a constant flow rate are illustrated in Fig. 4.3.

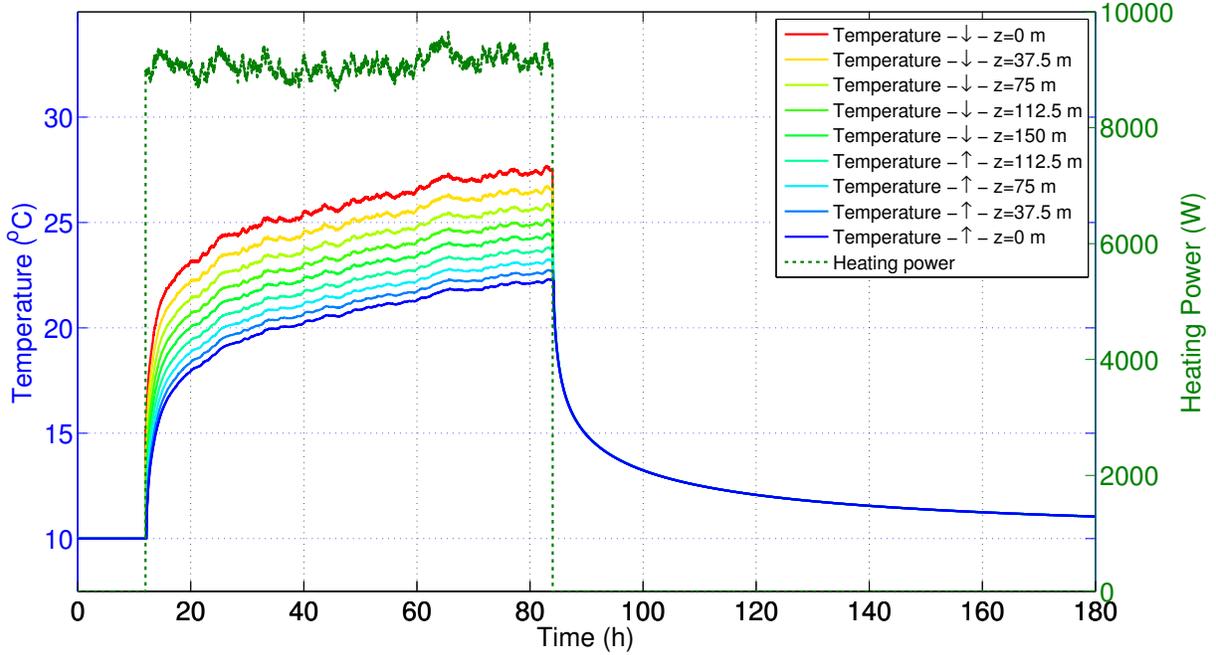


Figure 4.3 Reference fluid temperatures $T_R(z)$ obtained by a finite element model and reference heating power signal \dot{Q}_R obtained by geostatistical simulation. The arrows indicate the flow direction.

Tableau 4.1 Geometry and input parameters of the reference numerical model.

Description	Symbol	Values	Units
Fluid thermal conductivity	k_f	0.60	W/(mK)
Pipe thermal conductivity	k_p	0.40	W/(mK)
Grout thermal conductivity	k_g	1.50	W/(mK)
Soil thermal conductivity	k_s	2.50	W/(mK)
Fluid volumetric thermal capacity	C_f	4.20	MJ/(m ³ K)
Pipe volumetric thermal capacity	C_p	1.90	MJ/(m ³ K)
Grout volumetric thermal capacity	C_g	2.25	MJ/(m ³ K)
Soil volumetric thermal capacity	C_s	2.40	MJ/(m ³ K)
Radius of borehole	r_b	0.076	m
Inner radius of the pipe	r_i	0.017	m
Outer radius of the pipe	r_o	0.022	m
Half pipe spacing	D	0.05	m
Borehole length	H	150.0	m
Circulation flow rate	\dot{V}	4.17×10^{-4}	m ³ /s
Initial ground temperature	T_0	10.0	°C

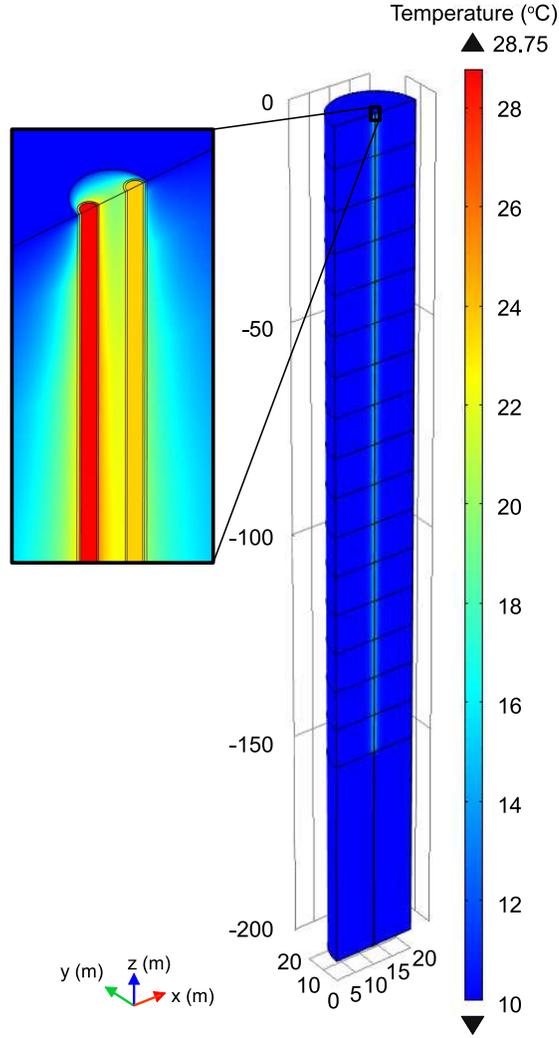


Figure 4.4 Illustration of the finite element model at hour 96 of simulation.

4.2.3 Measurement error on \dot{Q}

The real heating power and temperature signals represent a TRT where no measurement errors θ_M were made by the monitoring probes. To create realistic measured signals, we first need to characterize the noise of a probe as a function of its systematic (θ_a) and random (θ_r) errors. The systematic error is related to the accuracy of a device, which can be found on its specifications chart. Here, the accuracy is assumed to be constant over time and to follow a Gaussian distribution. Similarly, the random error expresses the resolution of a device (δ) and varies from a measurement to another. For a given time step, the random error is assumed to follow a uniform distribution bounded by $\pm 1\delta$. Within these boundaries, it is supposed

that any random number could have been read by the sensor.

The measured heating power signal \dot{Q}_M is obtained by summing up $\theta_{a,\dot{Q}}$ and $\theta_{r,\dot{Q}}(t)$ to the real heating power $\dot{Q}_R(t)$. For each new inversion, different values of $\theta_{a,\dot{Q}}$ and $\theta_{r,\dot{Q}}(t)$ are drawn from a Gaussian $(0, \sigma)$ and uniform $([\pm\delta])$ distribution respectively to form a new $\dot{Q}_M(t)$ signal. The latter is then used as input for an inversion assuming that heat is instantly transmitted from the water heater to the fluid. To illustrate the process, Fig. 4.5 illustrates the real heating power signal, the systematic shift defined by $\theta_{a,\dot{Q}}$, the random signal $\theta_{r,\dot{Q}}(t)$ and the resulting $\dot{Q}_M(t)$ signal for one of the inversions.

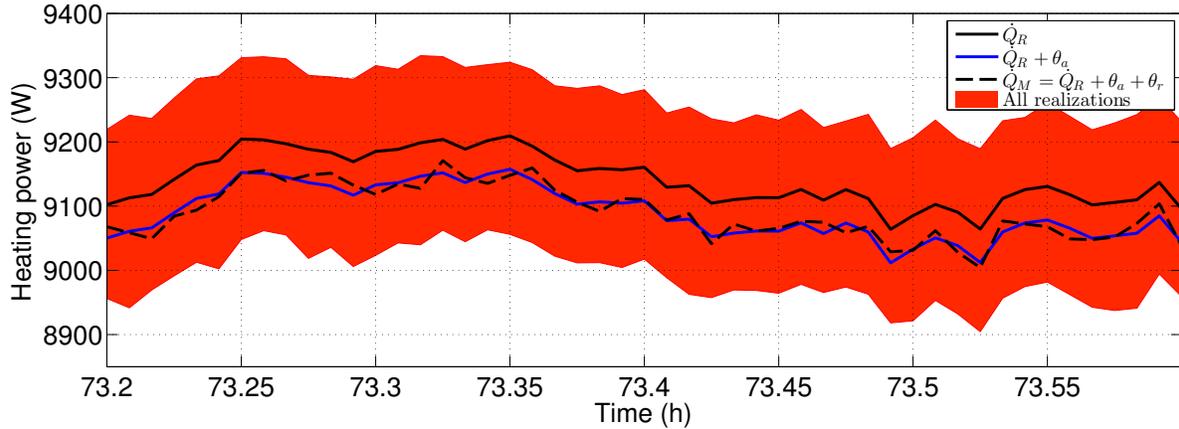


Figure 4.5 A detailed view of reference and measured heating power signals \dot{Q}_R and \dot{Q}_M for an inversion superimposed to all realizations (in red) for Experiment 3e.

4.2.4 Interpretation method

The interpretation of the measured input and output signals is achieved with *TRT-SInterp* (Pasquier, 2015) which identifies the parameters through inverse modeling by coupling an interpretation model to a nonlinear optimization algorithm. The program is publicly available and can integrate a time varying heating power signal, the temperature measurements made at various depths in the fluid and grout, the thermal capacity of the underground components and the circulation flow rate. In this work, the interpretation is limited to the identification of the thermal conductivity of the subsurface soil (k_s), the volumetric heat capacity of the subsurface soil (C_s) and the thermal resistance of the borehole (R_b), but the unknown parameters may also comprise the volumetric heat capacity of the grout (C_g), the pipe shank spacing (D) and the initial ground temperature (T_0).

The direct problem solution is provided either by the finite line-source model (FLSM) suggested by Claesson et Javed (2011) or the quasi-3D thermal resistance and capacity model

(TRCM) developed by Pasquier et Marcotte (2012, 2014). Since solution of the direct problem is achieved by a convolution in the spectral domain (Marcotte et Pasquier, 2008a; Pasquier et Marcotte, 2013), an inversion is completed rapidly, which enables interpretation of a TRT in a stochastic framework and assessment of the parameter uncertainty.

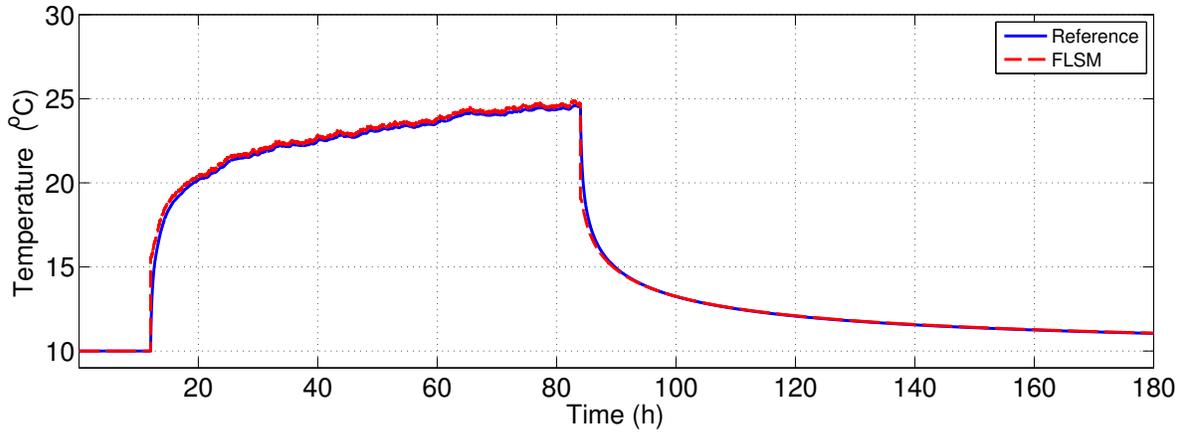
The approach used to interpret a TRT starts by selecting an initial guess for k_s , C_s and R_b from a uniform distribution and modifies the value of each parameter to minimize the misfit between the measured and modeled temperatures at the location of the temperature probes. The optimization process stops when the mean absolute error of the residuals falls below a stopping criteria ϵ_{inv} prescribed by the user. The whole inversion process can be repeated with a different \dot{Q}_M signal (for example the \dot{Q}_M realizations depicted in Fig. 4.5) and with a different initial guess for k_s , C_s and k_g drawn from a bounded uniform distribution. For this work, the interval for each initial solution is comprised between 1.5 to 2.9 W/(mK), 1.9 to 2.9 MJ/(m³K) and 0.9 to 2.5 W/(mK) for k_s , C_s and k_g respectively. After interpretation using the noisy data, the parameter posterior distributions are obtained. The mean μ and standard deviation σ of the posterior distributions measure respectively the accuracy and the uncertainty of the interpretation method.

4.2.5 Stopping criteria ϵ_{inv}

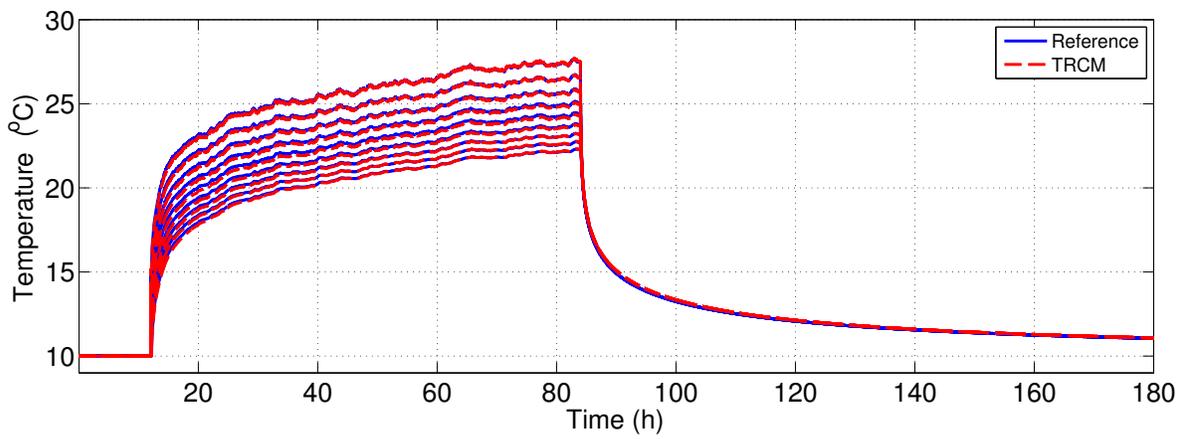
To avoid overfitting the model on the noise, detect convergence in a local minimum or avoid making too much assumptions on the behavior of the measurement errors on T , *TRT-SInterp* uses a stopping criteria ϵ_{inv} . The approach is similar to the one of Wagner *et al.* (2013) who used a stopping criteria function of the measurement errors on T . Here, however, the stopping criteria ϵ_{inv} also includes the error of the interpretation model and is obtained by summing up ϵ_T which is a function of the probe's accuracy and ϵ_m which describes the error of the interpretation model. The following two subsections describes how these two values were obtained.

Error of the interpretation models

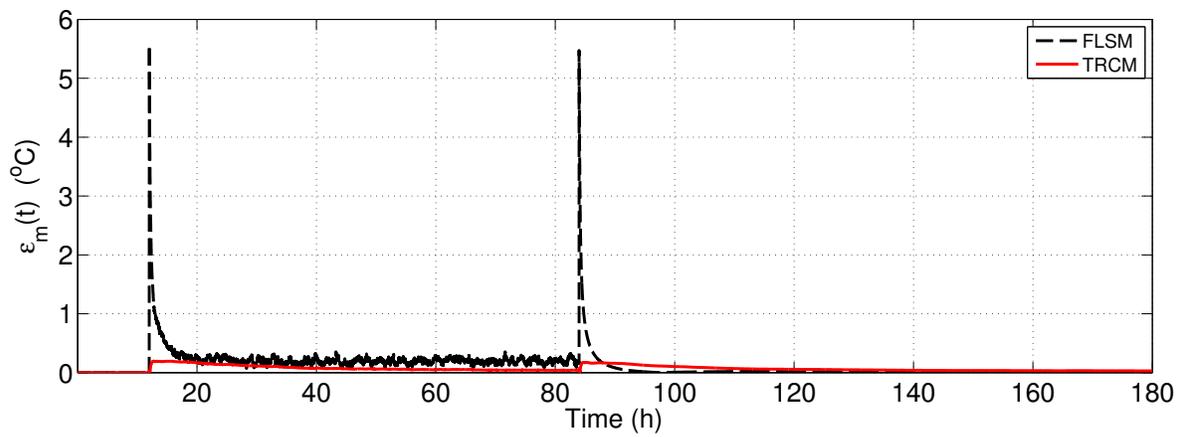
To assess the mean error of the interpretation models ϵ_m , the FLSM and TRCM were solved using the reference parameters described in Table 4.1 and their results compared to the reference temperatures provided by the FEM. The mean fluid temperature used for comparison with the FLSM was obtained by averaging the nine reference temperatures $T_R(z)$. The results of this comparison as well as the evolution of the error of each interpretation model ($\epsilon_m(t)$) are illustrated in Fig. 4.6.



(a)



(b)



(c)

Figure 4.6 Comparison of fluid temperature for a) FLSM, b) TRCM to the reference fluid temperature and c) evolution of the interpretation models error.

It is worth noting that at the beginning of the heating and recovery phases, the error of the FLSM reaches 5.5°C while the TRCM error, which integrates fluid flowrate and the capacity of the GHE components, is significantly lower at 0.4°C . Also, the TRCM presents a significantly lower error during the heating phase, while, probably because it is less influenced by boundary conditions, the FLSM is better at reproducing the end of the recovery phase. Over the whole TRT duration, the mean value of ϵ_m is 0.126°C and 0.067°C for the FLSM and the TRCM respectively. When excluding the recovery phase, those values increase to 0.208°C and 0.072°C respectively.

Error of the reference signal T

The error of the reference signal ϵ_T is related to the accuracy of the temperature probes used and neglects the random error, since its mean value is zero. As described for the watt-transducer, the accuracy is assumed to be constant over time and to represent $\pm 1\sigma$ of a Gaussian distribution. The standard deviation of ϵ_T for a single probe is σ . When T is obtained by averaging n independent probes, the standard deviation becomes σ/\sqrt{n} . For example, when the probes' accuracy is reported as 0.2°C , σ is 0.2°C for a single probe and $0.2/(\sqrt{9})=0.067^{\circ}\text{C}$ for the average temperature of nine probes.

4.3 Numerical Experiments

To demonstrate how the model and the measurement errors affect the identification and uncertainty of the parameters, three different experiments were conducted. The first experiment aims at evaluating the impact of the model and of the recovery phase on the identification of the parameters, while the second and third experiment aim, respectively, at quantifying the influence of temperature probes and watt-transducer accuracy. A summary of the tests conducted is shown in Table 4.2. Notice that for all experiments, the uniform distributions shown in Fig. 4.7 are the seeds initially submitted to the inversion algorithm.

4.3.1 Experiment 1 : Influence of interpretation model and recovery phase

To observe the influence of the interpretation models, six Monte Carlo experiments (Experiment 1a to 1f) were conducted for a situation where the fluid temperature and heating power are perfectly measured (i.e. $\theta_{a,T}=0$ and $\theta_{a,\dot{Q}}=0$). In Experiments 1a and 1b, the interpretation models are assumed to emulate perfectly the thermal behavior of a GHE ($\epsilon_m=0$). On the contrary, experiments 1c and 1d were conducted using a stopping criteria ϵ_{inv} equal the model error described in section 4.2.5. For experiments 1a and 1c the inversion is constrained

Tableau 4.2 Summary of Experiment 1, 2 and 3 and their corresponding stopping criteria and bias (RP stands for recovery phase while ED stands for early data).

Exp	Feature	ϵ_{inv} ($^{\circ}\text{C}$)		Bias (%)					
		FLSM	TRCM	FLSM			TRCM		
				k_s	C_s	R_b	k_s	C_s	R_b
1a	$\epsilon_{inv}=0$	0	0	-4.8	-0.8	-8.2	-0.8	-0.8	0.8
1b	$\epsilon_{inv}=0$, no RP	0	0	-6.4	-0.8	-9.8	-2.8	-0.8	-1.6
1c	$\epsilon_{inv}=\epsilon_m$	0.126	0.067	-1.6	-0.8	-4.5	3.6	-3.3	4.0
1d	$\epsilon_{inv}=\epsilon_m$, no RP	0.208	0.072	-4.4	-0.8	-8.5	2.4	-2.9	2.9
1e	$\epsilon_{inv}=0$, no ED	0	0	-2.4	-0.8	-5.1	-1.6	-0.8	-0.3
1f	$\epsilon_{inv}=0$, no RP, no ED	0	0	-3.6	-0.8	-6.8	-3.2	-0.8	-2.7
2a	$\theta_{a,T}=0.0^{\circ}\text{C}$	0.126	0.067	-1.6	-0.8	-4.5	3.6	-3.3	4.0
2b	$\theta_{a,T}=0.1^{\circ}\text{C}$	0.159	0.100	-2.8	-0.8	-5.9	2.0	-1.2	3.1
2c	$\theta_{a,T}=0.2^{\circ}\text{C}$	0.193	0.133	-2.8	-0.8	-6.6	0.4	-0.8	1.4
2d	$\theta_{a,T}=0.3^{\circ}\text{C}$	0.226	0.167	-3.2	-0.8	-7.7	-1.2	-0.8	-0.5
2e	$\theta_{a,T}=0.4^{\circ}\text{C}$	0.259	0.200	-3.6	-0.8	-7.5	-2.8	-0.8	-3.0
3a	$\theta_{a,\dot{Q}}=0.0\%$, $\theta_{r,\dot{Q}}=0\text{W}$	0.193	0.133	-2.8	-0.8	-6.6	0.4	-0.8	1.4
3b	$\theta_{a,\dot{Q}}=0.1\%$, $\theta_{r,\dot{Q}}=1\text{W}$	0.193	0.133	-2.8	-0.8	-6.6	0.4	-0.8	1.5
3c	$\theta_{a,\dot{Q}}=0.5\%$, $\theta_{r,\dot{Q}}=5\text{W}$	0.193	0.133	-2.8	-0.8	-6.6	0.4	-0.8	1.4
3d	$\theta_{a,\dot{Q}}=1.0\%$, $\theta_{r,\dot{Q}}=10\text{W}$	0.193	0.133	-2.8	-0.8	-6.7	0.4	-0.8	1.5
3e	$\theta_{a,\dot{Q}}=2.0\%$, $\theta_{r,\dot{Q}}=20\text{W}$	0.193	0.133	-3.2	-0.8	-6.5	0.4	-0.8	1.6

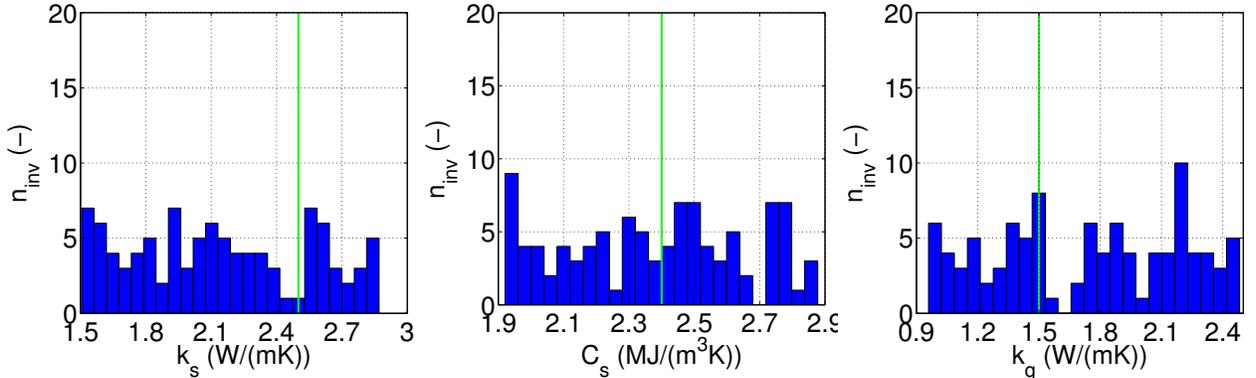


Figure 4.7 Initial values of k_s , C_s , and k_g represented by bars and their real values by green line

by the temperature of the heating and recovery phases of the TRT, while for experiment 1b and 1d, only the heating phase is used for the inversion. Finally, to evaluate the effect of the high $\epsilon_m(t)$ values observed in Fig. 4.6c), Experiments 1e and 1f neglect the beginning of the heating and recovery phases for a period of duration $\Delta t_{min} = 5r_b^2/(k_s/C_s)$ (Hellström, 1991).

4.3.2 Experiment 2 : Influence of measurement errors on T

The goal of Experiment 2 is to evaluate how the uncertainty on T_R affects the identification of the parameters and their uncertainty. Five experiments are conducted, which correspond to situations where the systematic error on T , $\theta_{a,T}$, varies from 0 to 0.4 °C. In each case one has $\theta_{a,\dot{Q}} = 0$ and $\epsilon_{inv} = \epsilon_m$. Notice that Experiment 2a corresponds to Experiment 1c.

4.3.3 Experiment 3 : Influence of measurement errors on \dot{Q}

Experiment 3 aims at measuring the influence of measurement errors on \dot{Q}_M . Five Monte Carlo experiments were conducted with various levels of systematic error on \dot{Q} ($\theta_{a,\dot{Q}} = 0$ to 2% of the reading). The random error on \dot{Q} in this experiment is $\theta_{r,\dot{Q}} = 0, 1, 5, 10$ and 20 W respectively for Experiments 3a to 3e. A systematic error of 0.2°C is made on T . Hence, Experiment 3a corresponds to Experiment 2c.

4.4 Results and discussion

For each experiment described in the previous section, 100 inversions have been completed. Figures 4.8 and 4.9 present the average calibrated temperatures over all inversions along with the reference temperature signal for Experiment 2c. Notice in Figure 4.9 how all the calibrated signals represented by the shaded areas are contained within a thin band around the reference signal. Increasing the stopping criteria value would increase the band thickness.

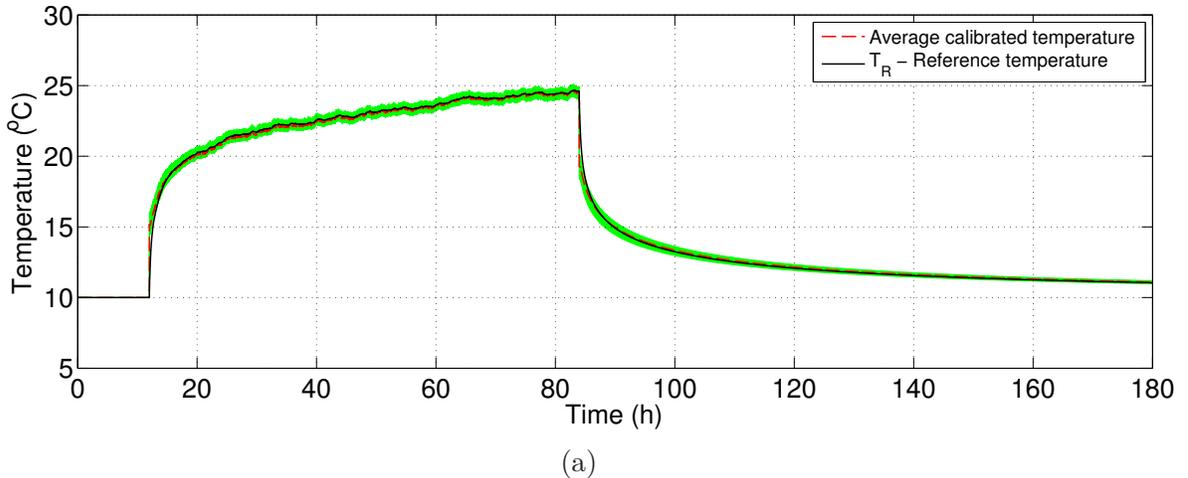


Figure 4.8 Comparison of reference and calibrated temperatures for Experiment 2c along with the calibrated temperatures of all realizations (shaded area) for a) the FLSM and b) the TRCM.

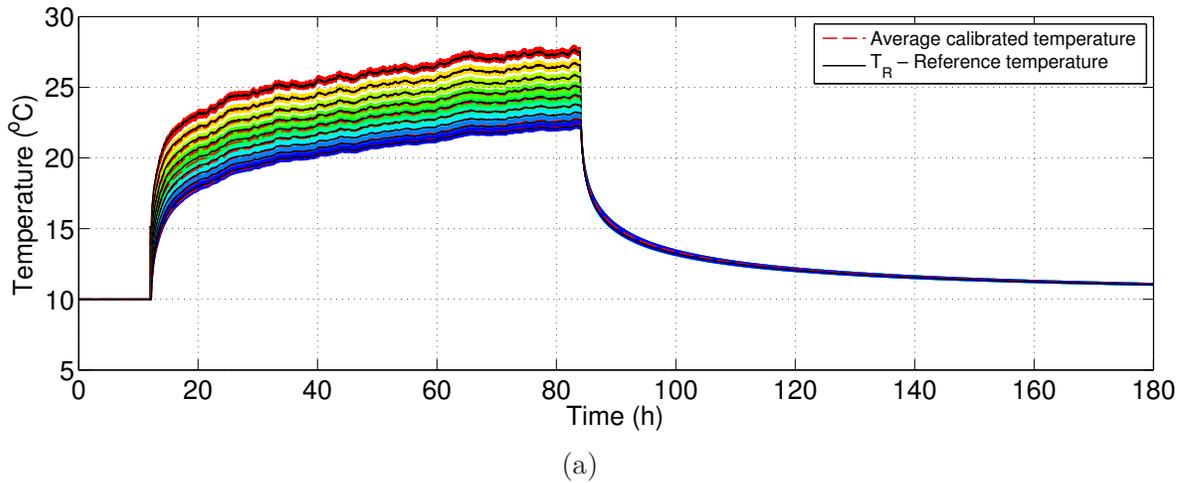


Figure 4.8 (Suite) Comparison of reference and calibrated temperatures for Experiment 2c along with the calibrated temperatures of all realizations (shaded area) for a) the FLSM and b) the TRCM.

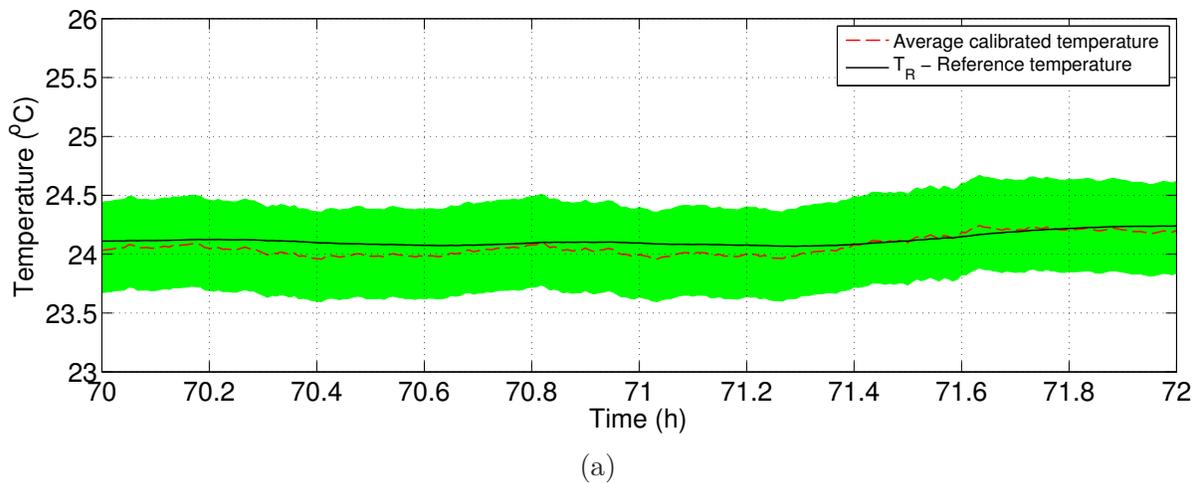


Figure 4.9 Detailed view of reference and calibrated temperatures for Experiment 2c along with the calibrated temperatures of all realizations (shaded area) for a) the FLSM and b) the TRCM.

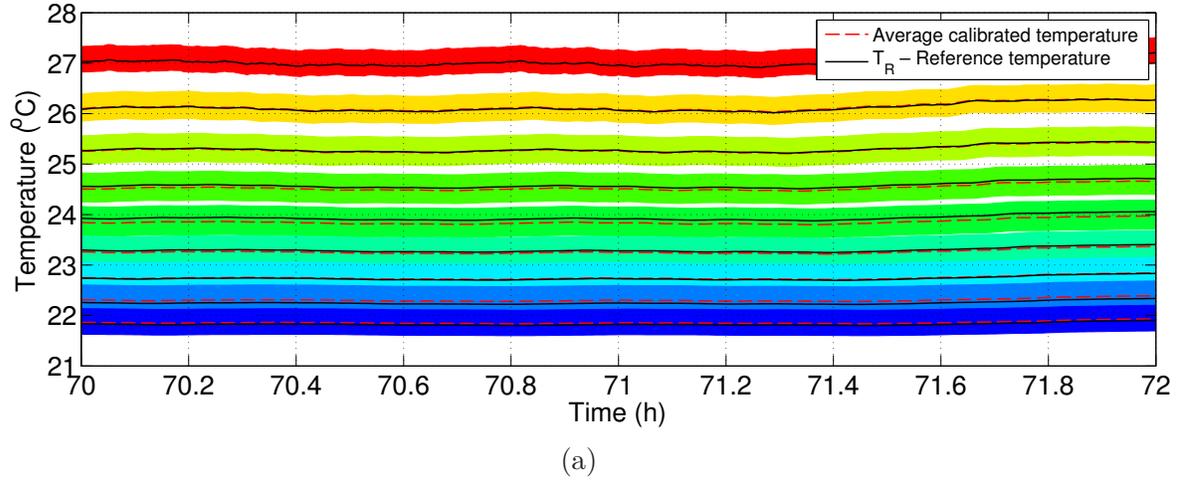


Figure 4.9 (Suite) Detailed view of reference and calibrated temperatures for Experiment 2c along with the calibrated temperatures of all realizations (shaded area) for a) the FLSM and b) the TRCM.

Tableau 4.3 Cumulative mean and standard deviation over all realizations of Experiment 1, 2 and 3. The reference values for the parameters are 2.5 W/(mK), 2.4 MJ/(m³K) and 0.0930 mK/W respectively for k_s , C_s and R_b .

Exp.	FLSM			TRCM		
	k_s	C_s	R_b	k_s	C_s	R_b
	(W/(mK)) $\mu \pm \sigma$	(MJ/(m ³ K)) $\mu \pm \sigma$	(mK/W) $\mu \pm \sigma$	(W/(mK)) $\mu \pm \sigma$	(MJ/(m ³ K)) $\mu \pm \sigma$	(mK/W) $\mu \pm \sigma$
1a	2.38±0.06	2.38±0.28	0.0854±0.0038	2.48±0.12	2.38±0.28	0.0937±0.0048
1b	2.34±0.10	2.38±0.28	0.0839±0.0046	2.43±0.15	2.38±0.28	0.0915±0.0058
1c	2.46±0.08	2.38±0.28	0.0888±0.0048	2.59±0.06	2.32±0.28	0.0967±0.0034
1d	2.39±0.16	2.38±0.28	0.0851±0.0062	2.56±0.08	2.33±0.28	0.0957±0.0037
1e	2.44±0.10	2.38±0.28	0.0883±0.0041	2.46±0.12	2.38±0.28	0.0927±0.0048
1f	2.41±0.13	2.38±0.28	0.0867±0.0051	2.42±0.15	2.38±0.28	0.0905±0.0063
2a	2.46±0.08	2.38±0.28	0.0888±0.0048	2.59±0.06	2.32±0.28	0.0967±0.0034
2b	2.43±0.10	2.38±0.28	0.0875±0.0052	2.55±0.07	2.37±0.27	0.0959±0.0043
2c	2.43±0.12	2.38±0.28	0.0869±0.0056	2.51±0.07	2.38±0.28	0.0943±0.0050
2d	2.42±0.13	2.38±0.28	0.0858±0.0061	2.47±0.09	2.38±0.28	0.0925±0.0051
2e	2.41±0.13	2.38±0.28	0.0860±0.0065	2.43±0.10	2.38±0.28	0.0902±0.0053
3a	2.43±0.12	2.38±0.28	0.0869±0.0056	2.51±0.07	2.38±0.28	0.0943±0.0050
3b	2.43±0.12	2.38±0.28	0.0869±0.0056	2.51±0.07	2.38±0.28	0.0944±0.0051
3c	2.43±0.12	2.38±0.28	0.0869±0.0056	2.51±0.07	2.38±0.28	0.0943±0.0050
3d	2.43±0.12	2.38±0.28	0.0868±0.0057	2.51±0.08	2.38±0.28	0.0944±0.0050
3e	2.42±0.12	2.38±0.28	0.0870±0.0056	2.51±0.07	2.38±0.28	0.0945±0.0052

The relative errors of identification (bias) of k_s , C_s and R_b obtained after 100 inversions are summarized in Table 4.2 while the corresponding mean and standard deviation are presented in Table 4.3. The bias for the FLSM reach maximum values of -6.4%, -0.8% and -9.8% for k_s , C_s and R_b respectively. For the TRCM, the maximum bias are 3.6%, -3.3% and 4.0%. The bias for TRCM in the various experiments are almost systematically smaller (in absolute value) than the bias of FLSM for k_s and R_b whereas it is similar and nearly constant for C_s . Note also that, contrary to the TRCM, the bias for the FLSM is systematically negative.

Figure 4.10 compares the initial distributions submitted to the inversion algorithm and the final distributions, for Experiment 1a and 1c, for the FLSM and TRCM. First, notice how the posterior distribution for k_s and R_b shows a clear mode with little dispersion. The relatively poorer results obtained by the FLSM in experiment 1a are caused by an over calibration of

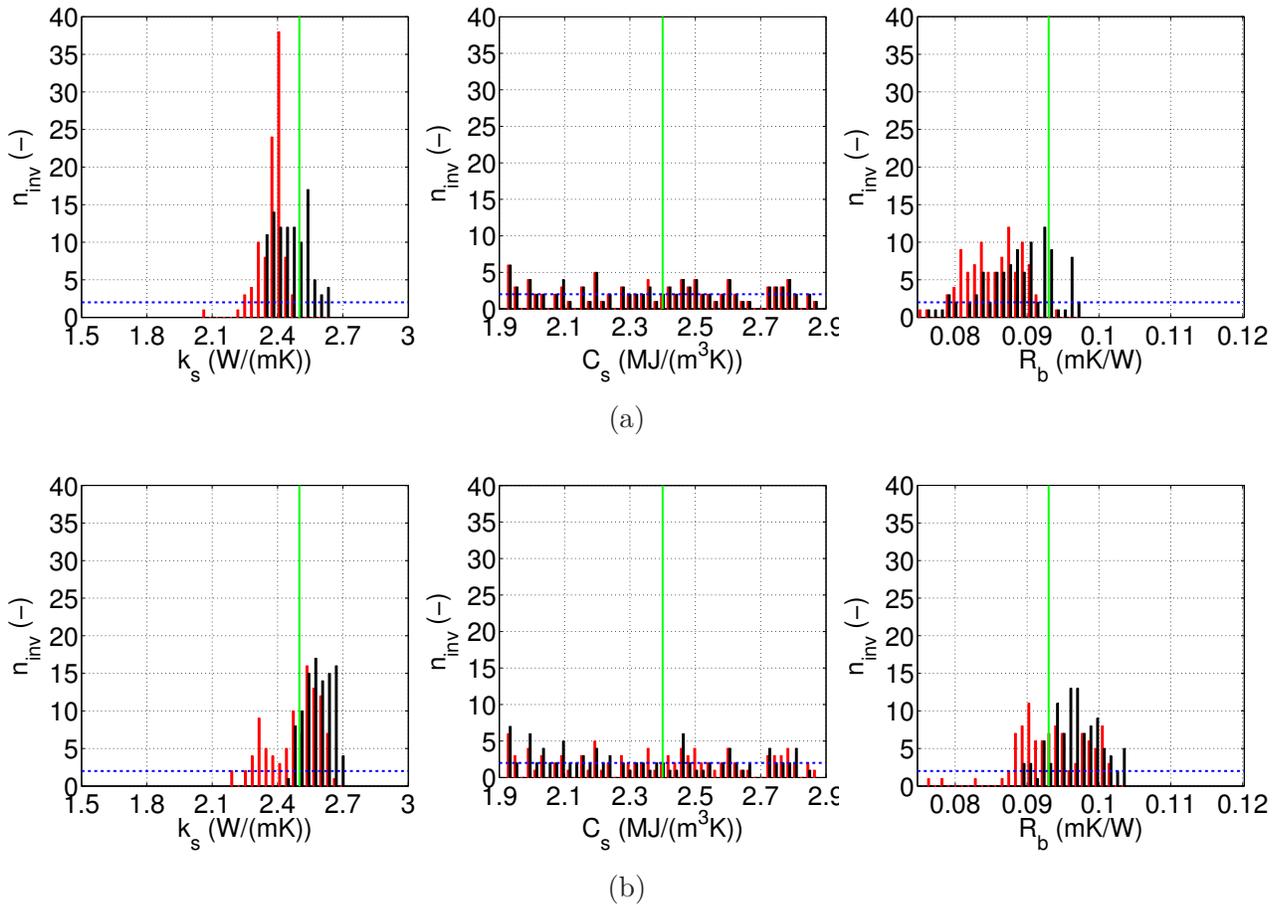


Figure 4.10 Distributions of calibrated parameters for Experiments 1a (red bars) and 1c (black bars) for a) FLSM and b) TRCM. The prior distributions corresponds to the blue dotted lines while the reference parameters are the green vertical lines.

the model (Table 4.2). Indeed, setting the stopping criteria to zero force the optimization algorithm to minimize the error observed at the beginning of the heating and recovery phases (see Fig. 4.6). The idea of using a stopping criteria is precisely to avoid overfitting the model beyond the model's accuracy. Although the bias is smaller for TRCM in Experiment 1a, it is likely that the TRCM also suffers of overcalibration since the k_s distribution appears bimodal in Figure 4.10b. Including ϵ_m in the stopping criteria helps reducing the standard deviation of the distributions obtained by the TRCM (see Table 4.3 and Figure 4.10) or the bias of the thermal parameters provided by the FLSM (see Table 4.2).

The final C_s values shown in Table 4.3 are similar and almost always identical to the initial solution used. As noted by Wagner et Clauser (2005) and Pasquier (2015), this is due to the lack of sensitivity of the objective function to C_s . Since all experiments possess the same initial seed, the bias shown in Table 4.2 are similar and around -0.8%. The experiments 1c, 1d, 2a and 2b conducted with TRCM however show variations. This is caused by the fact that each time a local minimum is encountered during the optimization process, the inversion restarts with a new set of parameters, which slightly modifies the outcome of the final results. To evaluate the effect of constraining C_s to its real value, additional inversions were conducted. These results indicate that knowing the real C_s value doesn't change the bias on k_s and R_b but only decreases their standard deviations.

As shown in Figure 4.6c, the bulk of the FLSM error is located at the beginning of the heating and recovery phases. Neglecting the temperature measurements at the beginning of those phases (Experiment 1e and 1f) to calibrate a TRT reduces by about half the bias of the FLSM for k_s and R_b while the standard deviation for k_s is almost doubled. Although the procedure increases a little bit the bias on k_s for the TRCM, the identification error remains smaller than for the FLSM. For real fluid temperature measurement, it could be difficult to determine which latency period should be used. Using the whole measured signal with the TRCM could alleviate the interpretation work.

Comparing Experiment 1a, 1c and 1e to Experiment 1b, 1d and 1f indicates that use of a recovery phase almost always helps reducing the identification error on k_s and R_b . Also interesting is the fact that use of a recovery phase always leads to smaller standard deviations, and therefore smaller parameters uncertainty.

Figures 4.11 and 4.12 compare the calibrated values of k_s and R_b along with the correlation coefficient of each interpretation model. These results indicate that using the TRCM allows reducing the correlation between the parameters by comparison to the FLSM. This beneficial effect could be caused by the fact that the TRCM includes the fluid flow rate and the temperature measurements made at various depths in the pipes.

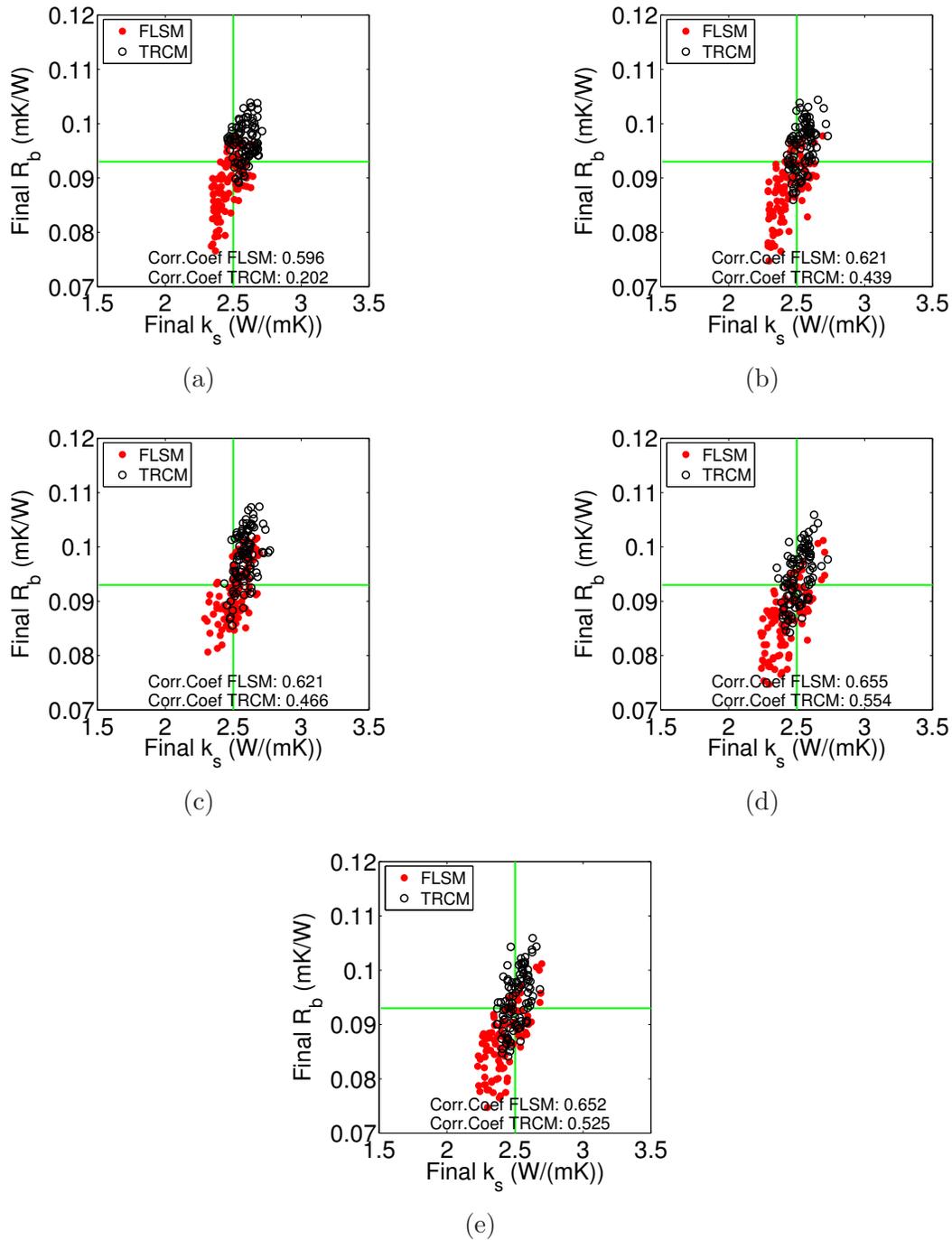


Figure 4.11 Correlations between k_s and R_b for Experiment a) 2a, b) 2b, c) 2c, d) 2d, and e) 2e. Reference parameters represented by the intersection of the green lines.

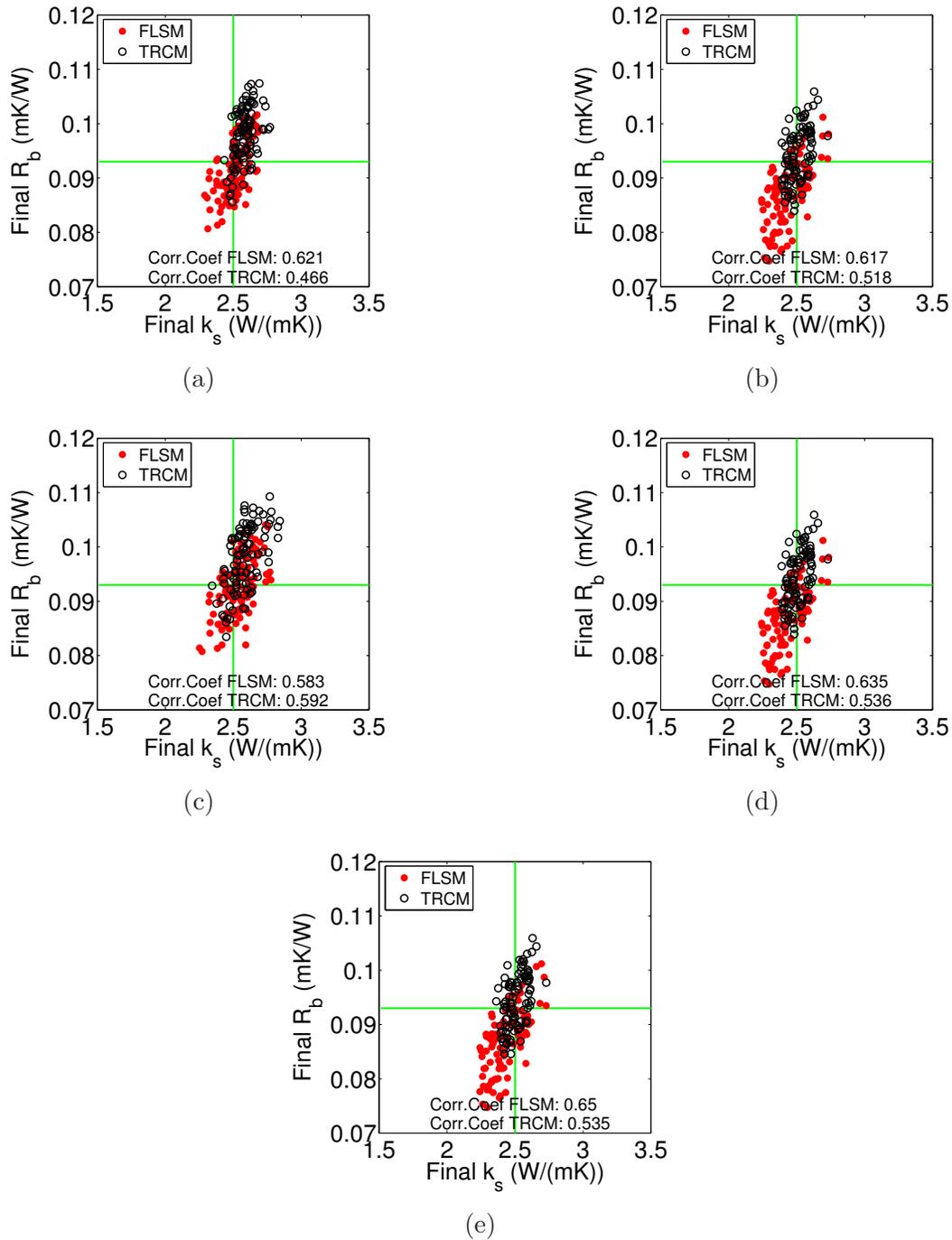


Figure 4.12 Correlations between k_s and R_b for Experiment a) 3a, b) 3b, c) 3c, d) 3d, and e) 3e. Reference parameters represented by the intersection of the green lines.

As indicated previously, the bias on k_s and R_b are almost always negative. In fact, as shown in Table 4.3 and in Fig.4.13a) and c), the bias is negatively correlated with the accuracy of the temperature probes $\theta_{a,T}$. Since the mean initial seeds ($\bar{k}_s = 2.14$ mK/W and $\bar{R}_b = 0.0906$ W/(mK)) are lower than the true values, increasing $\theta_{a,T}$ allows the algorithm to stop the optimization process more rapidly, which is done closer to the biased initial seed. To confirm this behavior, Experiment 2 was repeated this time with an initial seed having a positive bias ($\bar{k}_s = 2.81$ mK/W and $\bar{R}_b = 0.1075$ W/(mK)). One can see these additional results in Fig.4.13b) and d), which, this time, show a positive correlation. Further work is required to alleviate this undesirable behavior. The results of Experiment 2 also indicate that the true

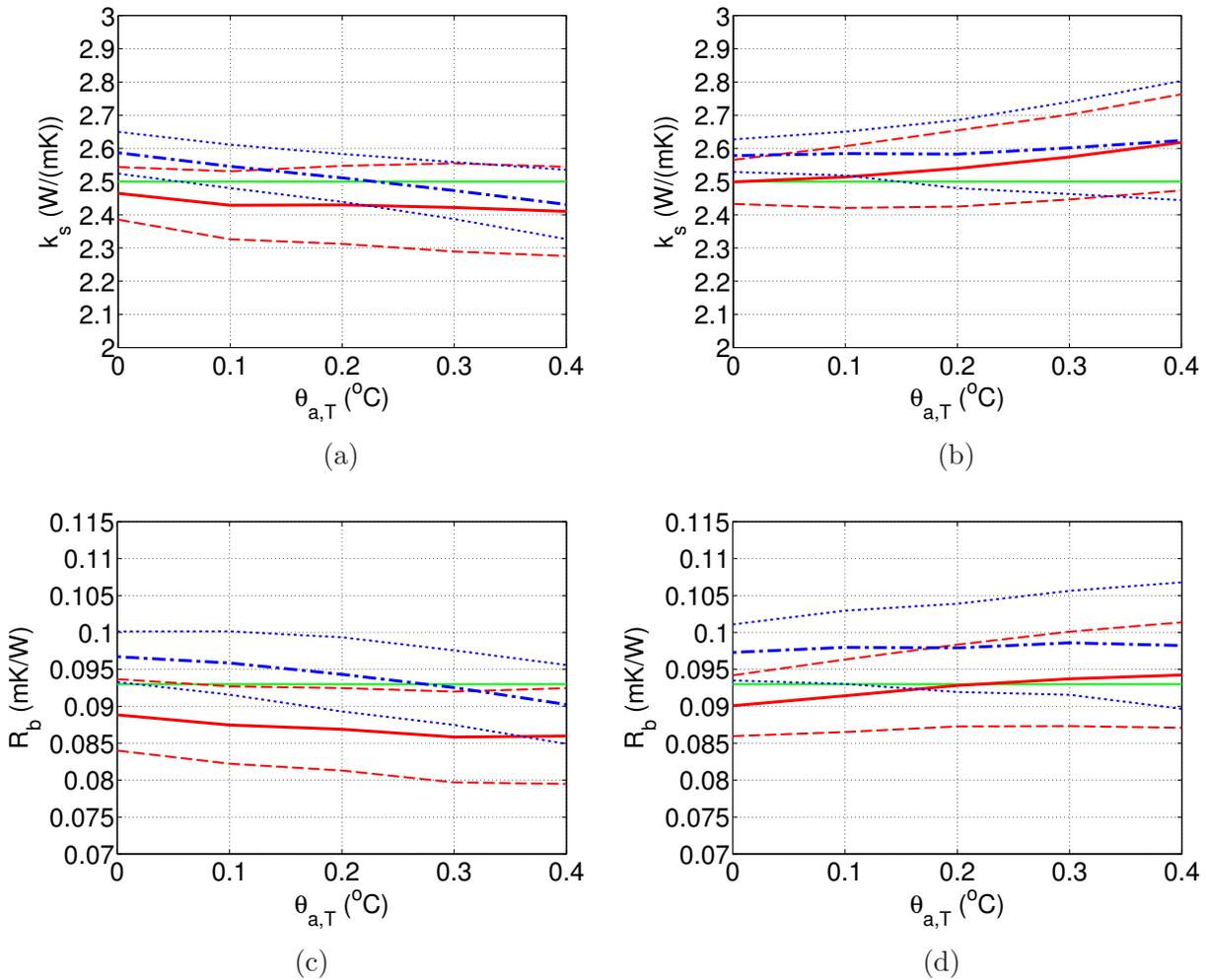


Figure 4.13 Evolution of the cumulative mean (thick line) and standard deviation (thin line) of FLSM (red) and of TRCM (blue) for k_s and R_b as a function of $\theta_{a,T}$ for Experiment 2 (a and c) and with a seed having a positive bias (b and d). The green line corresponds to the true parameter.

parameter is always within $\pm 2\sigma$ of the mean and that the standard deviation on k_s and R_b grows with $\theta_{a,T}$. In other words, use of more accurate temperature probes may help reducing the uncertainty affecting the identification of k_s and R_b .

Experiment 3 indicates that the accuracy of the watt-transducer has little influence on the interpretation outcome for a TRT including a recovery phase. This surprising result stems from the structure of \dot{Q}_R , which was unbiased on average in this specific experiment. However, this result seems to indicate that no cross effects (on the temperature and watt-transducer errors) are affecting the interpretation outcome.

4.5 Conclusion

In this work, several stochastic inversions were performed to assess the influence of measurement errors, model errors and use of recovery phase on the identification of ground thermal parameters. Results indicate that including the model error to the stopping criterion helps reducing the standard deviation of the distributions obtained by the TRCM or the identification error of the thermal parameters provided by the FLSM. For both interpretation models, use of a recovery phase helps reducing the bias and always leads to smaller standard deviations, and therefore smaller parameters uncertainty. Use of more accurate temperature probes may also help reducing the uncertainty affecting the identification of k_s and R_b . Finally, using the TRCM allows reducing the correlation between the parameters by comparison to the FLSM. The precise cause of this beneficial effect is yet unknown.

Acknowledgments

Some special thanks are dedicated to Mr. Marc-André Blais from LVM, a division of EnGlobe Corp. This research was supported by the Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada (NSERC) and the Québec's Nature and Technology Research Funds (FQRNT).

CHAPITRE 5 ASPECTS MÉTHODOLOGIQUES ET RÉSULTATS COMPLÉMENTAIRES

Certains détails méthodologiques ont été omis ou brièvement exposés dans le chapitre 4. Ainsi, quelques aspects supplémentaires sur le traitement géostatistique et le modèle numérique sont présentés à la section 5.1 tandis que des détails concernant l'expérience de laboratoire complémentaire menant à la détermination du temps d'adaptation des sondes de température submersibles sont à la section 5.2.

5.1 Analyse géostatistique, simulation de \dot{Q}_R et de T_R

L'analyse géostatistique a été faite sur les signaux de puissance et de débit de circulation d'un essai réel. Sachant que les éléments chauffants et la pompe de circulation fonctionnent avec la même source d'énergie, une corrélation entre leurs signaux existe. Ainsi, le modèle de variogramme croisé représentant ces deux signaux est extrait dans un cadre géostatistique (Figure 5.1). Dans notre cas, ce modèle est constitué d'une composante sphérique (portée

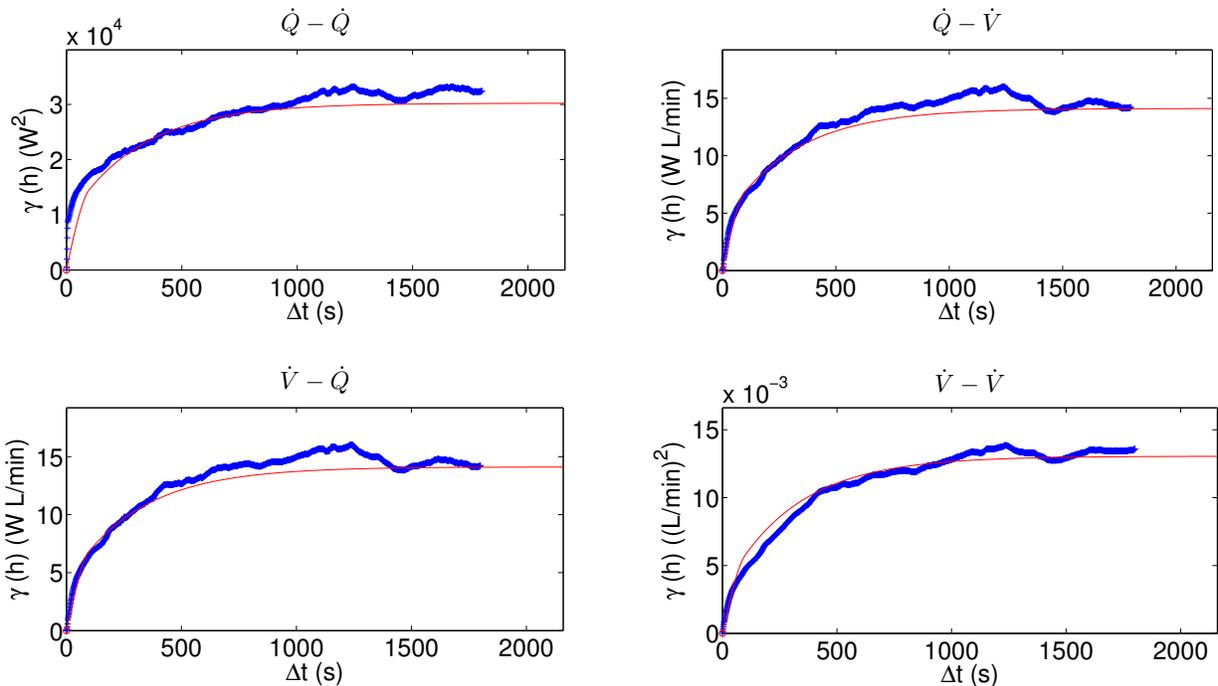


Figure 5.1 Variogrammes simples et croisé de puissance et de débit de circulation pour un essai réel.

effective de 100 s et palier de $8,62 \times 10^3 \text{ W}^2$) et d'une exponentielle (portée effective de 925 s et palier de $2,16 \times 10^4 \text{ W}^2$). À partir de ce modèle, un nouveau signal de puissance (Figure 5.2) exempt d'erreur de mesure est généré par simulation non conditionnelle utilisant la méthode FFT-MA (Le Ravalec *et al.*, 2000).

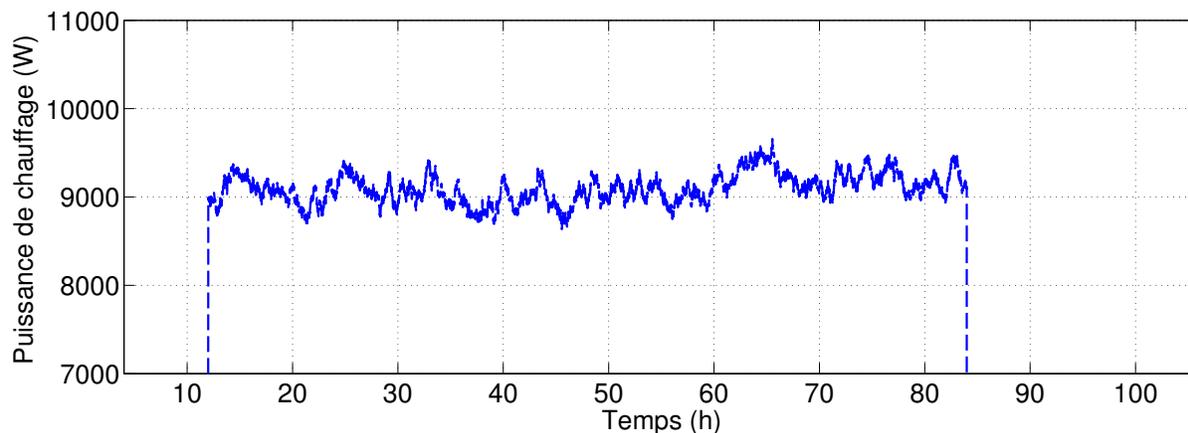


Figure 5.2 Puissance de chauffage généré par simulation non conditionnelle utilisant la méthode FFT-MA (Le Ravalec *et al.*, 2000).

5.2 Temps d'adaptation des sondes de température

Une expérience en laboratoire a été réalisée afin d'évaluer le comportement d'une sonde de température face à des variations de température (Figure 5.3). L'intérêt de cette expérience est de vérifier le biais des mesures et le temps nécessaire pour qu'une sonde fournisse une température stable après tout changement de température. Une correction sur la température est ensuite appliquée pour vérifier l'influence sur les résultats d'interprétation d'un ERT.

Un bain thermostaté a été utilisé pour reproduire différentes variations de température du fluide sur les sondes. Pour un palier, les étapes suivantes sont suivies :

1. Les sondes de température sont déposées dans un bac maintenu à température ambiante jusqu'à stabilisation. Pendant que les sondes s'adaptent à la température du bac, le bain thermostaté est amené à une température de référence.
2. Toutes les sondes sont transférées simultanément du bac au bain.
3. Une période d'un minimum de dix minutes est attendue avant de remettre les sondes dans le bac maintenu à température ambiante.
4. Les étapes 1 à 3 sont répétées pour de nouvelles températures de référence.



Figure 5.3 Montage de l'expérience de laboratoire.

Au total, six températures de référence ont été réalisées (voir Figure 5.4), comprenant cinq paliers différents et deux paliers avec la même température de référence, à des fins de reproductibilité.

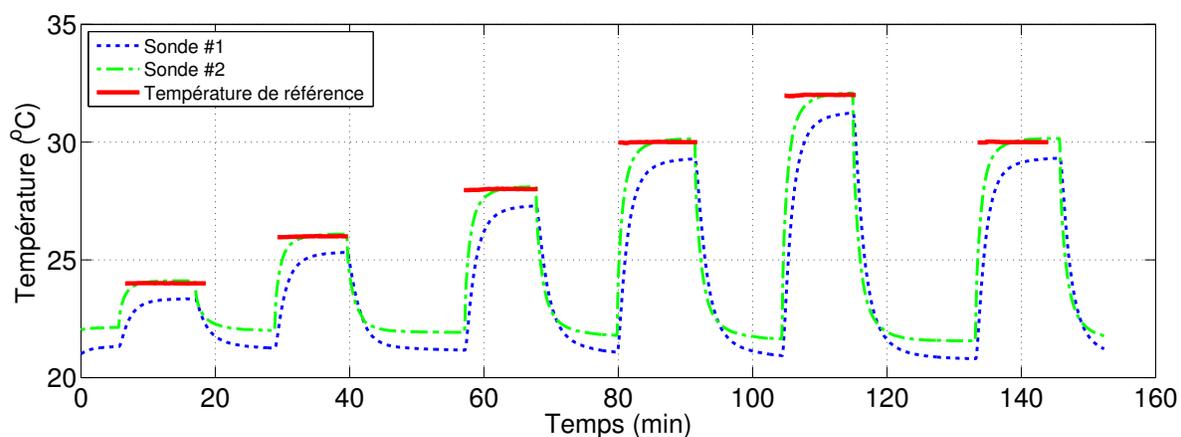


Figure 5.4 Températures lors de l'expérience de laboratoire pour deux différentes sondes de température.

Sur la Figure 5.5, le biais en fonction du palier de variation de température est présenté pour chacune des sondes. Pour la sonde #1 (Solinst Levellogger Gold - Model 3001 LT F15-M5), ce biais a une légère tendance positive avec l'augmentation de ΔT et presque aucune pour la sonde #2 (Schlumberger Micro-Diver - DI601-10m). En supposant que ce biais devrait être constant, la période d'attente de 10 minutes pour les paliers est donc légèrement insuffisante.

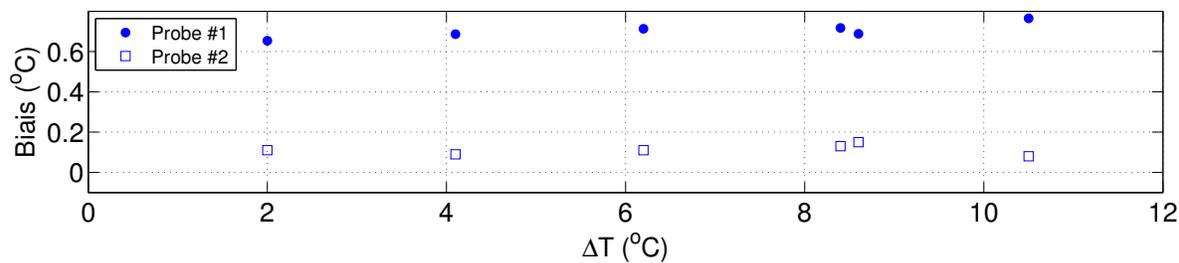


Figure 5.5 Biais des sondes de température pour chacun des paliers de variation de température.

Ensuite, on suppose que le temps d'adaptation de la sonde suit un modèle déterministe exponentiel (Figure 5.6). L'équation d'un modèle exponentiel est $T_{ad}(t) = a \cdot e^{b(t)}$, où a et b sont des paramètres du modèle déterministe.

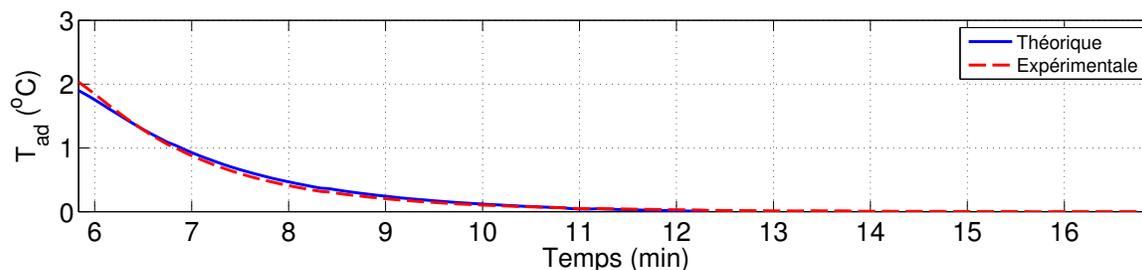


Figure 5.6 Concordance entre un modèle exponentiel et le premier palier de la Figure 5.4) pour la sonde #1.

L'ajustement au modèle exponentiel présenté à la Figure 5.6 est répété pour tous les paliers et les paramètres a et b obtenus sont présentés à la Figure 5.7.

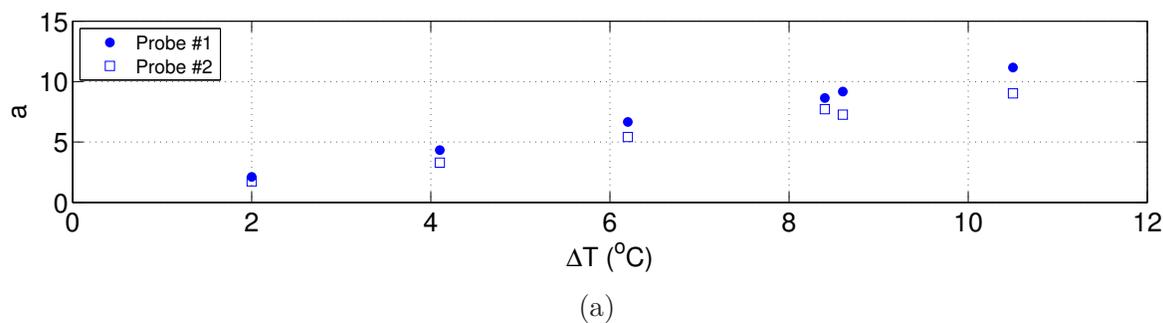


Figure 5.7 Paramètres a et b obtenus suite au traitement des données du modèle exponentiel.

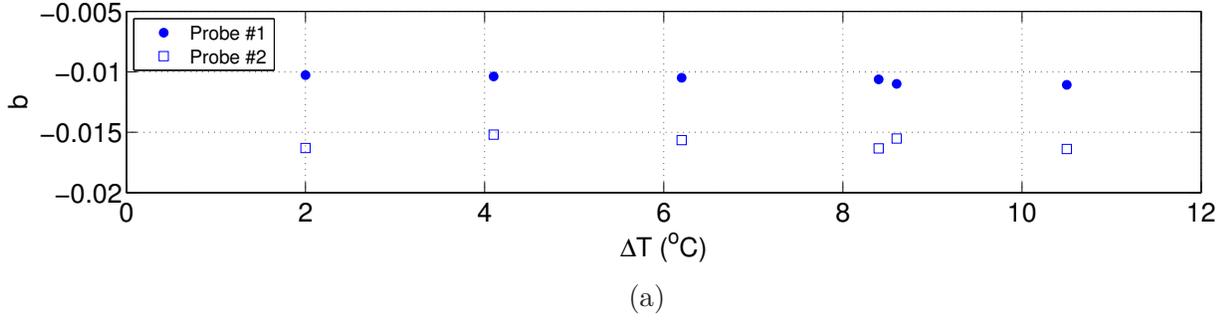


Figure 5.7 (Suite) Paramètres a et b obtenus suite au traitement des données du modèle exponentiel.

Le paramètre b , tout comme le biais, est indépendant de la variation de ΔT (Figure 5.7a) et permet de déterminer le temps d'adaptation des sondes. Lorsque l'exponentielle atteint 95%, le temps d'adaptation est considéré comme atteint. Cette affirmation s'exprime par $e^{-bt_{ad}} = e^{-3} = 0,05$ et, donc, $bt_{ad} = 3$. Considérant les valeurs moyennes de b pour les sondes #1 et #2 respectivement, leurs temps d'adaptation sont de 272 secondes et 189 secondes.

Le paramètre a a une tendance linéaire positive avec la variation de température ΔT (Figure 5.7a) et peut s'exprimer $a = \Delta T \cdot m$. Ainsi, on peut réécrire l'équation du modèle exponentiel en fonction de la variation de température en considérant la valeur moyenne de b et la pente m de a en fonction de ΔT :

$$T_{ad}(t, \Delta T) = \Delta T \cdot m \cdot e^{b \cdot t} \quad (5.1)$$

Dans un ERT, la variation de température ΔT évolue tout au long de l'essai. Ainsi, l'influence du temps d'adaptation de la sonde est obtenue en effectuant une superposition temporelle de l'équation 5.1. En supposant que la variation de chaleur entre deux pas de temps ($\Delta T_i = T_i - T_{i-1}$) est constante, la superposition temporelle s'exprime comme suit :

$$T_{ad}(t, T) = \sum_{i=1}^{n_t} T_{ad}(t - t_{i-1}, T_i - T_{i-1}); t_1 < t \leq t_{n_t} \quad (5.2)$$

où n_t est le nombre de pas de temps et i l'indice de ces derniers. En intégrant l'équation 5.1 dans l'équation 5.2, on obtient :

$$T_{ad}(t, T) = \sum_{i=1}^{n_t} \left((T(t_i) - T(t_{i-1})) \cdot m \cdot e^{b \cdot (t - t_{i-1})} \right) \quad (5.3)$$

Afin d'utiliser une convolution dans le domaine spectral (Marcotte et Pasquier, 2008a), l'équation 5.3 se réécrit comme suit :

$$T_{ad}(t, T) = \sum_{i=1}^{n_t} f(t_i) \cdot g(t - t_{i-1}) \quad (5.4)$$

où f est le signal d'entrée donné par :

$$f(t_i) = T(t_i) - T(t_{i-1}) \quad (5.5)$$

et g est la fonction de transfert tel que :

$$g(t - t_{i-1}) = m \cdot e^{b \cdot (t - t_{i-1})} \quad (5.6)$$

Le signal de correction pour le temps d'adaptation présenté à la Figure 5.8 est obtenu en appliquant l'équation 5.4 avec le signal de température étudié au chapitre 4 et les paramètres m et b obtenus pour la sonde #2. Les deux sommets de la correction correspondent au début des phases d'injection de chaleur et de restitution thermique, soit les moments où la variation de température est la plus importante. L'impact de cette correction pour ces deux périodes s'atténue avec la diminution de la variation de la température dans le temps.

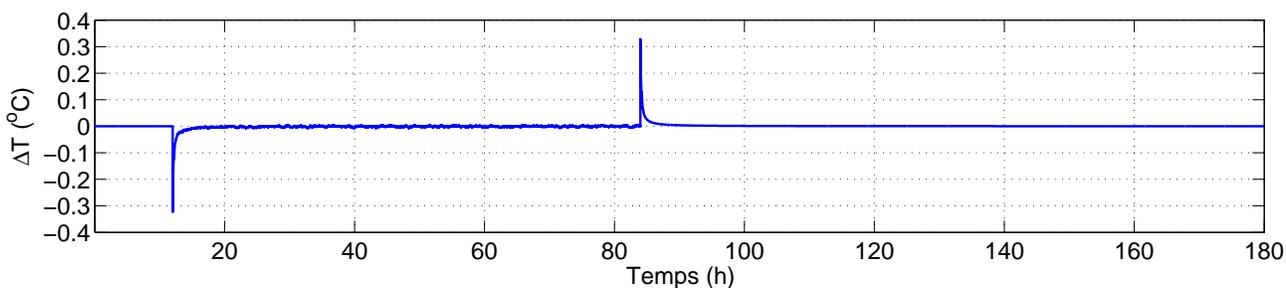


Figure 5.8 Correction de température pour tenir compte du temps d'adaptation des sondes appliquée sur les expériences 2 et 3 du chapitre 4.

L'ajout de la correction de température est de faible amplitude (au maximum $0,32^{\circ}\text{C}$). Pour évaluer son influence sur la précision et le biais des résultats d'interprétation, une expérience complémentaire à l'expérience 2 du chapitre 4 a été réalisée. Puisque les expériences 2b à 2e ne considéraient pas la correction de température, les expériences 2.1b à 2.1e incorporent l'erreur d'adaptation des sondes. Les résultats de ces nouvelles expériences sont comparés

avec les expériences originales au Tableau 5.1.

Tableau 5.1 Différence entre l'expérience 2.1, négligeant le temps d'adaptation, et l'expérience 2 du chapitre 4.

Modèle	Exp.	SLF		
		Δk_s (W/(mK)) $\mu \pm \sigma$	ΔC_s (MJ/(m ³ K)) $\mu \pm \sigma$	ΔR_b (mK/W) $\mu \pm \sigma$
SLF	2b-2.1b	0,00±0,00	0,00±0,00	0,0001±-0,0001
	2c-2.1c	0,00±0,00	0,00±0,00	0,0000± 0,0000
	2d-2.1d	0,00±0,00	0,00±0,00	0,0000± 0,0000
	2e-2.1e	0,00±0,00	0,00±0,00	-0,0001± 0,0000
RCT	2b-2.1b	-0,01±0,00	0,01±0,00	-0,0005±0,0000
	2c-2.1c	0,00±0,00	0,00±0,00	-0,0002±0,0000
	2d-2.1d	0,00±0,00	0,00±0,00	0,0000±0,0001
	2e-2.1e	0,00±0,00	0,00±0,00	0,0001±0,0001

Les résultats du Tableau 5.1 démontrent que le temps d'adaptation a très peu d'influence sur les résultats obtenus et ce, pour les deux modèles SLF et RCT. Ce facteur de temps d'adaptation peut donc être négligé. Par contre, le biais plus important observé pour la sonde #1 ($\sim 0.6^\circ\text{C}$) montre que l'on doit tenir compte de ce facteur dans l'interprétation des données, comme il a été démontré au chapitre 4.

CHAPITRE 6 DISCUSSION GÉNÉRALE

L'influence de l'erreur des modèles SLF et RCT sur les résultats d'interprétation n'avait pas été quantifiée auparavant, ne permettant pas de comparer les résultats obtenus avec d'autres études. Pour le modèle de la SLF, l'inversion a été effectuée sur la température moyenne du fluide (moyenne arithmétique des neuf signaux de température). Comme présentée sur la Figure 6.1, la moyenne calculée avec neuf sondes se rapproche de la moyenne réelle, mais il subsiste un léger biais en période de chauffage par rapport à la moyenne réelle. Le MEA de cette température moyenne est de $0,02^{\circ}\text{C}$ (Figure 6.2), ce qui est relativement faible comparativement à un essai avec 2, 3 ou 5 sondes. Pour le modèle RCT, les inversions sont réalisées directement sur les neuf signaux de température, permettant d'éviter ce type d'erreur. Ainsi, la présence d'un nombre croissant de sondes permet d'améliorer l'inversion sur la réalité physique de l'ÉCS. Le choix d'effectuer les expériences avec neuf sondes de température permet donc une meilleure estimation de la température moyenne pour le modèle de la SLF et une représentation des propriétés thermiques moyennes du milieu géologique plus juste pour le modèle de RCT.

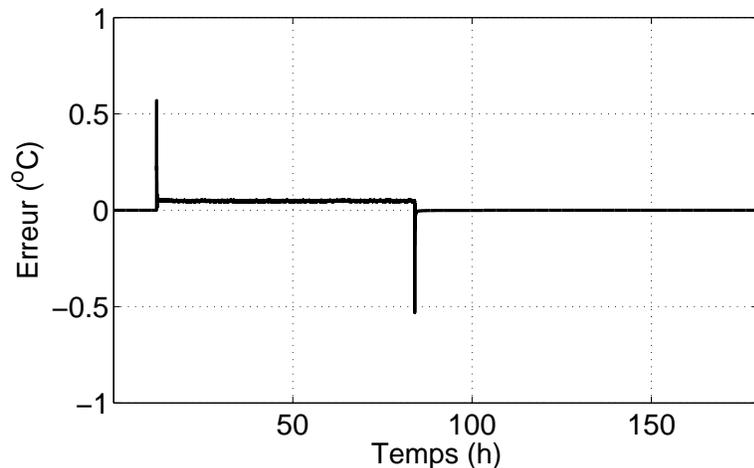


Figure 6.1 Différence de température entre la vraie température moyenne et la moyenne de température pour 9 sondes de température.

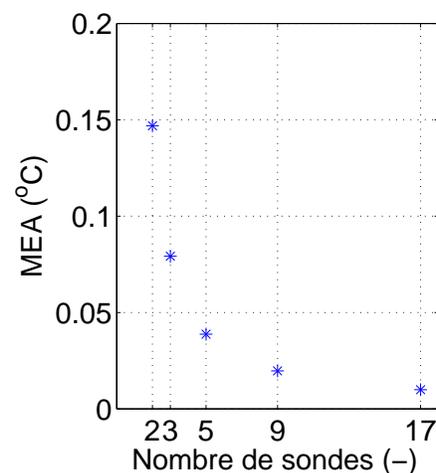


Figure 6.2 MEA de la température moyenne calculée (avec 2, 3, 5 ou 9 sondes) par rapport à la vraie température moyenne.

Lors des inversions sur les signaux de température, il arrive parfois que l'algorithme d'inversion (gradient conjugué) tombe dans un minimum local. Cet événement survient lorsque l'algorithme converge pour une valeur d'erreur d'ajustement (MEA) supérieure au critère d'arrêt. Ainsi, ce résultat est exclu de l'expérience et une nouvelle inversion, suite à un retraitage aléatoire des paramètres initiaux, est effectuée. Tel que mentionné dans le chapitre 4, les expériences ont montré que le paramètre C_s ne peut être optimisé par un ERT normal. Lorsqu'il y a du retraitage, le C_s moyen sera différent du C_s obtenu s'il n'y a pas de retraitage, entraînant aussi une dérive des résultats finaux pour R_b et k_s (expériences 1c et 1d pour le modèle RCT). Une façon d'éviter ce type d'erreur pourrait être d'estimer C_s indépendamment de l'ERT et d'utiliser une valeur fixe pour ce paramètre lors de l'interprétation.

Dans un ERT réel, il devient difficile d'évaluer l'erreur de modèle (et donc le critère d'arrêt) puisqu'on ne connaît pas les vrais paramètres thermiques. Ainsi, il serait intéressant d'évaluer si l'erreur de modèle varie en fonction des paramètres thermiques du sous-sol ou si cette erreur est fonction des conditions de fonctionnement. Si les paramètres thermiques influencent l'erreur de modèle, il faudra donc effectuer une série d'inversion sans critère d'arrêt, afin d'évaluer le comportement des résultats et poser un critère d'arrêt pertinent. Sinon, une base de données pourrait être faite en fonction des conditions d'opération de l'ERT (la puissance de chauffage, le débit de circulation, le nombre d'impulsion de chaleur différente et la durée de ces impulsions).

Afin d'évaluer l'effet des premiers temps de chauffage et de restitution thermique sur le biais et la précision des résultats d'interprétation, les expériences 1e et 1f ont été réalisées. Sur la Figure 4.6, la plupart de l'erreur associée au modèle se situait dans ces périodes, et ce, surtout pour le modèle de la SLF. Ainsi, il a été possible de démontrer que le fait de ne pas considérer dans l'interprétation les périodes transitoires permettait de minimiser le biais des paramètres thermiques. En conservant ces heures, on peut penser que le modèle de la SLF est pénalisé par rapport au modèle de RCT, mais en fait le critère d'arrêt permet aussi au modèle de la SLF de diminuer le biais sur les paramètres thermiques (1c).

Dans le but d'évaluer l'impact de la période de restitution sur le biais et la précision des résultats, trois expériences (1b, 1d et 1f) ont été réalisées en ne considérant pas la restitution thermique dans l'interprétation. Les résultats montrent qu'une période de restitution réduit l'incertitude des paramètres thermiques pour les deux modèles, mais plus particulièrement celui de la SLF. En effet, entre les expériences 1c et 1d (Tableau 4.2), l'écart-type des résultats du modèle de la SLF double pour k_s et grossit de 1,29 fois pour R_b pour des augmentations de 1,33 et 1,09 respectivement pour le modèle RCT. Par contre, ces augmentations sont aussi liées au fait que le critère d'arrêt du modèle SLF devient 1,65 fois plus grand pendant

que celui du modèle de RCT augmente de seulement 1,09 fois. Ceci indique aussi qu'une restitution thermique pour le modèle de la SLF permet de réduire son erreur de modèle. Par conséquent, il est conseillé d'effectuer une restitution thermique lorsqu'on désire effectuer l'interprétation avec le modèle de la SLF.

Comme présenté au chapitre 5, une correction pour tenir compte du temps d'adaptation a une influence négligeable sur le biais et l'incertitude des paramètres thermiques. Les sondes submersibles de température auront des temps d'adaptation variant d'un modèle à l'autre en fonction de leur coquille de protection. La plupart des RTD réagissent rapidement au changement de température. Pour une sonde avec un temps d'adaptation plus lent, il se peut que les résultats obtenus au chapitre 5 varient.

Pour les expériences 2a à 2e, l'augmentation du critère d'arrêt engendre automatiquement une dispersion des résultats d'interprétation. De l'expériences 2a à 2e, le biais sur les paramètres thermiques varie linéairement vers le bas, s'expliquant par le fait que l'augmentation du critère d'arrêt engendre une convergence plus rapide et donc une plus grande corrélation avec les paramètres initiaux choisis. Dans notre cas, les intervalles de départ étaient décentrés vers le bas, expliquant la tendance du biais à se déplacer vers le bas pour les deux paramètres k_s et R_b . Pour contrer ce problème, il faudrait effectuer un plus grand nombre d'inversions. Il n'est malheureusement pas possible de comparer les résultats obtenus avec d'autres études. En effet, Austin (1998) a bruité sa température d'une autre façon et le biais de l'appareil est inconnu. En ce qui a trait à Witte (2013), l'influence de l'erreur est exprimée en terme de poids par rapport aux autres erreurs.

Austin (1998) a présenté un biais de $\pm 1,5\%$ sur k_s lorsqu'un biais de $\pm 1,5\%$ est ajouté sur le signal de puissance. Dans notre cas, un biais aléatoire, respectant une distribution normale, est sélectionné et imposé à chacune des inversions. La moyenne de tous ces biais tend vers une valeur de 0% et la moyenne des signaux biaisés de puissance s'approche du signal de puissance de référence. À l'expérience 3, il est donc normal que les paramètres thermiques moyens obtenus ne varient pas. D'ailleurs, l'expérience 3 est réalisée sur un signal qui contient une phase de restitution thermique. Cette expérience est aussi basée sur les hypothèses que la chaleur de la pompe n'est pas transmise au fluide et que l'unité d'ERT est parfaitement isolée. Ainsi, un wattmètre de 2% (3e), usuellement utilisé dans le milieu commercial, n'influence pas les écarts-types des résultats. Par contre, une interprétation avec un biais moyen de 2% sur le signal de puissance, excluant la phase de restitution, pourrait être effectuée, afin de comparer avec les résultats de Austin (1998).

CHAPITRE 7 CONCLUSION

7.1 Synthèse des travaux

Ce mémoire présentait l'influence de l'erreur du modèle d'interprétation (source linéique finie et résistances et capacités thermiques) et de mesure (sondes de température et wattmètre) sur le biais et la précision des résultats d'interprétation d'un essai de réponse thermique. Pour y arriver, un essai de réponse thermique a été émulé par un modèle numérique en trois dimensions et une simulation géostatistique. Cet essai a été interprété dans un cadre stochastique à plusieurs reprises avec, pour chacune des différentes expériences, différents critères d'inversion ou signaux d'entrée. Ainsi, la première expérience testait l'influence de l'erreur de modèle en imposant un critère d'arrêt, équivalent à cette erreur. Puis, la deuxième expérience permettait d'évaluer l'erreur des sondes de température en incrémentant le biais de l'appareil sur le critère d'arrêt. La dernière expérience considérait l'erreur du wattmètre en simulant un bruit aléatoire sur le signal de puissance, différents à chacune des inversions.

Parmi les principaux résultats, l'ajout du critère d'arrêt s'est montré un bon atout pour éviter une surcalibration expérimentale. Aussi, la réalisation d'une restitution thermique a permis de réduire jusqu'à 2 fois l'incertitude de k_s et jusqu'à 1,33 fois celle de R_b . De façon générale, le modèle RCT considère un débit de circulation constant, ce qui lui permet de bien reproduire la température lorsque de fortes variations de puissance de chauffage sont présentes, contrairement au modèle de la SLF.

Lorsqu'on ajoute l'erreur des sondes de température, le biais des sondes a tendance à se déplacer vers la moyenne des bornes initiales des paramètres thermiques choisis. Il semble être avantageux d'utiliser des bornes initiales avec plus de valeurs au-dessus des paramètres de références. Dans tous les cas, l'utilisation de sondes moins précises engendre une augmentation des écarts-types des paramètres k_s et R_b obtenus. Dans des conditions pratiques, si l'erreur de modèle est élevée ou que des sondes de température avec de forts biais sont utilisés, il est recommandé de réaliser un plus grand nombre d'inversions que 100. En ce qui a trait au wattmètre, dans le cas d'un essai réalisé avec restitution thermique, les écarts-types des résultats ne semblent pas être affectée par l'ajout de bruit pour un biais d'appareil allant jusqu'à 2%.

7.2 Limitations de la solution proposée

Étant donné qu'on désire connaître la valeur réelle des paramètres thermiques pour évaluer le biais d'interprétation, il est nécessaire d'effectuer cette étude sur des données numériques. Bien évidemment, un modèle numérique ne représente pas exactement la réalité. Ainsi, il serait possible d'effectuer cette étude sur une expérience contrôlée telle que celle de Beier *et al.* (2011). Dans un tel cas, les paramètres thermiques du montage expérimental ne seront pas exactement connus et l'évaluation du biais sera donc biaisée elle-même. Aussi, puisqu'aucun montage n'est parfait, il serait nécessaire de considérer une erreur de paramètres sur la plupart des paramètres entrant en jeu dans l'interprétation (Witte, 2013).

La méthode d'interprétation proposée ne permet pas d'identifier la valeur de C_s . Dans un cas d'ERT réel, il devient donc pertinent d'évaluer la plage de valeurs possibles pour ce paramètre avec les valeurs disponibles dans la littérature en relation avec la géologie en place.

Pour appliquer l'étude d'incertitude à un essai réel, le critère ϵ_T , pour les sondes de température, et le bruit systématique et aléatoire, pour le wattmètre, doivent être adaptés à l'appareil de mesure ou l'appareil avec lequel ce dernier a été calibré.

Enfin, l'erreur de modèle peut difficilement être déterminée puisqu'on ne connaît pas la courbe de température réelle. Il est possible de démarrer une interprétation sans critère d'arrêt et de tenter d'évaluer l'erreur de modèle à partir des résultats obtenus, mais ceci devient plutôt arbitraire.

7.3 Travaux futurs

Étant donné que l'erreur de modèle ne peut être évaluée dans un cas réel, il serait donc pertinent d'évaluer si cette erreur de modèle varie en fonction des conditions d'opération du test (durée du test, nombre de phases de chauffage/refroidissement, débit de circulation et taux d'injection de chaleur). Il est possible aussi que l'erreur de modèle varie en fonction des conditions géologiques et de l'ÉCS. Puisque les paramètres thermiques de la géologie et de l'ÉCS sont les inconnus, il deviendrait difficile d'appliquer l'erreur de modèle dans le critère d'arrêt dans un cas réel.

Aussi, une étude plus approfondie sur l'influence du paramètre C_s sur les résultats finaux pourrait être réalisée. Il faudrait, en effet, évaluer l'influence de la grosseur des intervalles initiaux choisie pour C_s et l'effet d'un décentrage de C_s par rapport à la réalité.

Il serait intéressant d'effectuer un cas d'étude dans lequel différentes durées de restitution seraient testées avec différentes durées d'impulsion de chaleur unique, afin d'évaluer quel serait

le rapport du temps de chauffage/restitution idéal pour minimiser l'erreur d'interprétation.

Par ailleurs, le cas présenté dans ce mémoire utilisait 9 sondes de température. Plusieurs configurations et nombres de sonde sont possibles et engendreraient des biais et incertitudes différents sur les paramètres thermiques. En fait, l'influence du nombre de sonde sera différente pour les deux modèles d'interprétation, puisque le nombre de sondes a un impact sur la température moyenne pour le modèle de la SLF et sur le nombre signaux disponibles pour l'interprétation pour le modèle de RCT.

Enfin, il serait aussi intéressant d'évaluer l'influence sur l'incertitude des résultats d'interprétation d'un débit variable et de débits de différentes amplitudes.

RÉFÉRENCES

- ACUÑA, J., MOGENSEN, P. et PALM, B. (2011). Distributed thermal response tests on a multi-pipe coaxial borehole heat exchanger. *HVAC&R Research*, 17, 1012–1029.
- ACUÑA, J. et PALM, B. (2013). Distributed thermal response tests on pipe-in-pipe borehole heat exchangers. *Applied Energy*, 109, 312–320.
- AUSTIN, W. A. (1998). *Development of an in situ system for measuring ground thermal properties*. Mémoire de maîtrise, Oklahoma State University, Stillwater, Oklahoma.
- AUSTIN, W. A., YAVUZTURK, C. et SPITLER, J. D. (2000). Development of an in-situ system and analysis procedure for measuring ground thermal properties. *ASHRAE Transactions*, 1, 365–379.
- BANDOS, T. V., MONTERO, Á., FERNÁNDEZ, E., SANTANDER, J. L. G., ISIDRO, J. M., PÉREZ, J., CÓRDOBA, P. J. F. D. et URCHUEGUÍA, J. F. (2009). Finite line-source model for borehole heat exchangers : effect of vertical temperature variations. *Geothermics*, 38, 263–270.
- BAUER, D., HEIDEMANN, W. et DIERSCH, H.-J. (2011). Transient 3D analysis of borehole heat exchanger modeling. *Geothermics*, 40, 250–260.
- BEIER, R. A., ACUÑA, J., MOGENSEN, P. et PALM, B. (2012). Vertical temperature profiles and borehole resistance in a u-tube borehole heat exchanger. *Geothermics*, 44, 23–32.
- BEIER, R. A. et SMITH, M. D. (2003). Removing variable heat rate effects from borehole tests. *ASHRAE Transactions*, 109, 463–474.
- BEIER, R. A., SMITH, M. D. et SPITLER, J. D. (2011). Reference data sets for vertical borehole ground heat exchanger models and thermal response test analysis. *Geothermics*, 40, 79–85.
- BENNET, J., CLAEISSON, J. et HELLSTRÖM, G. (1987). Multipole method to compute the conductive heat flows to and between pipes in a composite cylinder. Rapport technique, University of Lund, Department of Building Technology and Mathematical Physics., Lund, Sweden.
- BERNIER, M. (2000). A review of the cylindrical heat source method for the design and analysis of vertical ground-coupled heat pump systems. Caneta Research Incorporated, Aylmer, Quebec, p. 1–14.
- BERNIER, M. A. (2001). Ground-coupled heat pump system simulation. *ASHRAE Transactions*, 107, 605–616.

- BOUKLI HACENE, M. A., AMARA, S. et CHABANE SARI, N. E. (2011). Analysis of the first thermal response test in Algeria. *Journal of Thermal Analysis and Calorimetry*, 107, 1363–1369.
- BUJOK, P., GRYCZ, D., KLEMPA, M., KUNZ, A., PORZER, M., PYTLIK, A., ROZEHNAL, Z. et VOJČINÁK, P. (2014). Assessment of the influence of shortening the duration of TRT (thermal response test) on the precision of measured values. *Energy*, 64, 120–129.
- CARSLAW, H. S. et JAEGER, J. C. (1959). *Conduction of heat in solids*. Clarendon Press, Oxford.
- CHILÈS, J. P. et DELFINER, P. (1999). *Geostatistics : Modeling Spatial Uncertainty*. Wiley-Interscience, New York, première édition.
- CLAESSON, J. et HELLSTRÖM, G. (2011). Multipole method to calculate borehole thermal resistances in a borehole heat exchanger. *HVAC&R Research*, 17, 895–911.
- CLAESSON, J. et JAVED, S. (2011). An analytical method to calculate borehole fluid temperatures for time-scales from minutes to decades. *ASHRAE Transactions*, 117, 279–288.
- COMSOL AB (2012). *Comsol Multiphysics, version 4.3*. Comsol AB, Stockholm, Sweden.
- CRUICKSHANKS, F., BARDSLEY, J. et WILLIAMS, H. R. (2000). In-situ measurement of thermal properties of cunard formation in a borehole, Halifax, Nova Scotia. Stuttgart, Germany, 171–176.
- DE CARLI, M., TONON, M., ZARRELLA, A. et ZECCHIN, R. (2010). A computational capacity resistance model (CaRM) for vertical ground-coupled heat exchangers. *Renewable Energy*, 35, 1537–1550.
- EKLÖF, C. et GEHLIN, S. (1996). *TED - a mobile equipment for thermal response test : testing and evaluation*. Mémoire de maîtrise, Luleå University of Technology, Luleå, Sweden.
- ESEN, H. et INALLI, M. (2009). In-situ thermal response test for ground source heat pump system in Elazığ, Turkey. *Energy and Buildings*, 41, 395–401.
- ESKILSON, P. (1987). *Thermal analysis of heat extraction boreholes*. Thèse de doctorat, Lund University.
- FLORIDES, G. et KALOGIROU, S. (2008). First in situ determination of the thermal performance of a u-pipe borehole heat exchanger, in Cyprus. *Applied Thermal Engineering*, 28, 157–163.
- FOCACCIA, S., TINTI, F. et BRUNO, R. (2013). A software tool for geostatistical analysis of thermal response test data : GA-TRT. *Computers & Geosciences*, 59, 163–170.

- FUJII, H., OKUBO, H. et ITOI, R. (2006). Thermal response tests using optical fiber thermometers. *Geothermal Resources Council Transactions*, 30, 545–552.
- FUJII, H., OKUBO, H., NISHI, K., ITOI, R., OHYAMA, K. et SHIBATA, K. (2009). An improved thermal response test for u-tube ground heat exchanger based on optical fiber thermometers. *Geothermics*, 38, 399–406.
- GEHLIN, S. (1998). *Thermal response test : in situ measurements of thermal properties in hard rock*. Thèse de licence, Luleå University of Technology.
- GEHLIN, S. (2002). *Thermal response test : method development and evaluation*. Thèse de doctorat, Luleå University of Technology.
- GEORGIEV, A., POPOV, R. et TABAKOVA, S. (2009). First thermal response test in Bulgaria. Energy and Environmental Technology Association / EMTF Publisher, Stockholm , Sweden, 8.
- HAKALA, P., MARTINKAUPPI, A., MARTINKAUPPI, I., LEPPÄHARJU, N. et KORHONEN, K. (2014). Evaluation of the distributed thermal response test (DTRT) : Nupurinkartano as a case study. Rapport technique Report of Investigation 211, Geological Survey of Finland, Espoo, Finland.
- HELLSTRÖM, G. (1991). *Ground Heat Storage. Thermal Analysis of Duct Storage Systems. Part I Theory*. Thèse de doctorat, University of Lund, Sweden.
- HEMMINGWAY, P. et LONG, M. (2012). Design and development of a low-cost thermal response rig. *Proceedings of the ICE - Energy*, 165, 137–148.
- INGERSOLL, L., ZOBEL, O. et INGERSOLL, A. (1954). *Heat Conduction with Engineering, Geological and Other Applications*. McGraw-Hill, New York.
- JACQUES, L., PASQUIER, P. et MARCOTTE, D. (2014). Influence of measurement and model error on thermal response test interpretation. Renewable Energy, University of Kingston Lieu : Penrhyn Road, Kingston upon Thames, Surrey KT1 2EE, UK, vol. In press.
- JACQUES, L., PASQUIER, P. et MARCOTTE, D. (2015). Influence of model and measurement errors on the interpretation of thermal response tests. *Geothermics*, Submitted.
- JAVED, S., SPITLER, J. et FAHLÉN, P. (2011). An experimental investigation of the accuracy of thermal response tests used to measure ground thermal properties. *ASHRAE Transactions*, 117, 13–21.
- KHARSEH, M. et NORDELL, B. (2009). First thermal response test in Syria. Energy and Environmental Technology Association / EMTF Publisher, Stockholm , Sweden, 8.
- LAMARCHE, L. et BEAUCHAMP, B. (2007). A new contribution to the finite line-source model for geothermal boreholes. *Energy and Buildings*, 39, 188–198.

- LE RAVALEC, M., NOETINGER, B. et HU, L. Y. (2000). The FFT moving average (FFT-MA) generator : An efficient numerical method for generating and conditioning gaussian simulations. *Mathematical Geology*, 32, 701–723.
- L'ECUYER, M., ZOI, C. . et HOFFMAN, J. S. (1993). Space conditioning : the next frontier : the potential of advanced residential space conditioning technologies for reducing pollution and saving consumers money. Rapport technique EPA 430-R-93-004, Office of Air and Radiation, U.S. Environmental Protection Agency, Washington, DC.
- LEE, C., PARK, M., MIN, S., KANG, S.-H., SOHN, B. et CHOI, H. (2011). Comparison of effective thermal conductivity in closed-loop vertical ground heat exchangers. *Applied Thermal Engineering*, 31, 3669–3676.
- LHENDUP, T., AYE, L. et FULLER, R. J. (2014). In-situ measurement of borehole thermal properties in Melbourne. *Applied Thermal Engineering*, 73, 285–293.
- LI, M. et LAI, A. C. (2012). Parameter estimation of in-situ thermal response tests for borehole ground heat exchangers. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 55, 2615–2624.
- LIEBEL, H. T., JAVED, S. et VISTNES, G. (2012). Multi-injection rate thermal response test with forced convection in a groundwater-filled borehole in hard rock. *Renewable Energy*, 48, 263–268.
- MANDS, E. et SANNER, B. (2001). In-situ-determination of underground thermal parameters. *Proc. IGD Germany 2001 Bad Urach*, 45–54.
- MARCOTTE, D. et PASQUIER, P. (2008a). Fast fluid and ground temperature computation for geothermal ground-loop heat exchanger systems. *Geothermics*, 37, 651–665.
- MARCOTTE, D. et PASQUIER, P. (2008b). On the estimation of thermal resistance in borehole thermal conductivity test. *Renewable Energy*, 33, 2407–2415.
- MARCOTTE, D., PASQUIER, P., SHERIFF, F. et BERNIER, M. (2010). The importance of axial effects for borehole design of geothermal heat-pump systems. *Renewable Energy*, 35, 763–770.
- MOGENSEN, P. (1983). Fluid to duct wall heat transfer in duct system heat storages. Swedish Council for Building Research, Stockholm, Sweden, 652–657.
- MOLINA-GIRALDO, N., BLUM, P., ZHU, K., BAYER, P. et FANG, Z. (2011). A moving finite line source model to simulate borehole heat exchangers with groundwater advection. *International Journal of Thermal Sciences*, 50, 2506–2513.
- NRCAN (2014). Energy use data handbook - 1990 to 2011. Handbook M141-11/2011E-PDF, Natural Resources Canada's Office of Energy Efficiency, Ottawa, ON.

- PASQUIER, P. (2015). Stochastic interpretation of thermal response test with TRT-SInterp. *Computers & Geosciences*, 75, 73–87.
- PASQUIER, P. et GROLEAU, P. (2009). Comparaison des performances thermiques de puits géothermiques aménagés avec des conduits Versapipe {HD} et Geoperform. Rapport de recherche 08-1223-0083, Golder Associés, Montreal.
- PASQUIER, P. et MARCOTTE, D. (2012). Short-term simulation of ground heat exchanger with an improved TRCM. *Renewable Energy*, 46, 92–99.
- PASQUIER, P. et MARCOTTE, D. (2013). Efficient computation of heat flux signals to ensure the reproduction of prescribed temperatures at several interacting heat sources. *Applied Thermal Engineering*, 59, 515–526.
- PASQUIER, P. et MARCOTTE, D. (2014). Joint use of quasi-3D response model and spectral method to simulate borehole heat exchanger. *Geothermics*, 51, 281–299.
- POPPEI, J., RAINER SCHWARZ, HERVÉ PERON, LYESSE LALOUI, GILBERT STEINMANN, CLAIRE SILVANI, ERNST ROHNER, TOBIAS LOCHBÜHLER et ROLAND WAGNER (2008). Innovative improvements of thermal response tests. Rapport technique Final Report, Swiss Federal Office of Energy (BFE).
- RAYMOND, J. et LAMARCHE, L. (2013). Simulation of thermal response tests in a layered subsurface. *Applied Energy*, 109, 293–301.
- RAYMOND, J., THERRIEN, R., GOSSELIN, L. et LEFEBVRE, R. (2011a). Numerical analysis of thermal response tests with a groundwater flow and heat transfer model. *Renewable Energy*, 36, 315–324.
- RAYMOND, J., THERRIEN, R., GOSSELIN, L. et LEFEBVRE, R. (2011b). A review of thermal response test analysis using pumping test concepts. *Ground Water*, 49, 932–945.
- ROTH, P., GEORGIEV, A., BUSSO, A. et BARRAZA, E. (2004). First in situ determination of ground and borehole thermal properties in Latin America. *Renewable Energy*, 29, 1947–1963.
- SANNER, B., HELLSTRÖM, G., SPITLER, J. D. et GEHLIN, S. (2013). More than 15 years of mobile thermal response test—a summary of experiences and prospects. *Proceedings of the European Geothermal Congress*. Pisa, Italy, 9.
- SASS, I. et LEHR, C. (2011). Improvements on the thermal response test evaluation applying the cylinder source theory. *Proceedings, Thirty-Sixth Workshop on Geothermal Reservoir Engineering Stanford University*. Stanford, California, 14.
- SCHIAVI, L. (2009). 3D simulation of the thermal response test in a u-tube borehole heat exchanger. *Proceedings of the COMSOL Conference*. Milan, Italy, 7.

- SHARQAWY, M. H., SAID, S., MOKHEIMER, E., HABIB, M., BADR, H. et AL-SHAYEA, N. (2009). First in situ determination of the ground thermal conductivity for borehole heat exchanger applications in Saudi Arabia. *Renewable Energy*, 34, 2218–2223.
- SIGNORELLI, S., BASSETTI, S., PAHUD, D. et KOHL, T. (2007). Numerical evaluation of thermal response tests. *Geothermics*, 36, 141–166.
- TANGUAY, D. (2010). État de l'industrie canadienne de la géothermie 2010 - analyse du marché et enquête de l'industrie. Rapport technique, Coalition canadienne de l'énergie géothermique, Montréal, Québec.
- THERMAL DYNAMICS INC. (2014). Thermal conductivity analysis module. [En ligne le 8 février 2015]. Disponible : http://www.groundloopdesign.com/2014_TC_module.html.
- UNDERWOOD, C. P. (2013). Ground source heat pumps : observations from United Kingdom ground thermal response tests. *Building Services Engineering Research and Technology*, 34, 123–144.
- WAGNER, R. et CLAUSER, C. (2005). Evaluating thermal response tests using parameter estimation for thermal conductivity and thermal capacity. *J. Geophys. Eng.*, 2, 349.
- WAGNER, V., BAYER, P., KÜBERT, M. et BLUM, P. (2012). Numerical sensitivity study of thermal response tests. *Renewable Energy*, 41, 245–253.
- WAGNER, V., BLUM, P., KÜBERT, M. et BAYER, P. (2013). Analytical approach to groundwater-influenced thermal response tests of grouted borehole heat exchangers. *Geothermics*, 46, 22–31.
- WANG, H., QI, C., DU, H. et GU, J. (2010). Improved method and case study of thermal response test for borehole heat exchangers of ground source heat pump system. *Renewable Energy*, 35, 727–733.
- WITTE, H. et VAN GELDER, A. (2006). Geothermal response tests using controlled multipower level heating and cooling pulses (MPL-HCP) : Quantifying groundwater effects on heat transport around a borehole heat exchanger. *Proceedings Ecstock*. New Jersey, USA.
- WITTE, H. J. (2013). Error analysis of thermal response tests. *Applied Energy*, 109, 302–311.
- YU, X., ZHANG, Y., DENG, N., WANG, J., ZHANG, D. et WANG, J. (2013). Thermal response test and numerical analysis based on two models for ground-source heat pump system. *Energy and Buildings*, 66, 657–666.
- ZARRELLA, A., CAPOZZA, A. et DE CARLI, M. (2013). Analysis of short helical and double u-tube borehole heat exchangers : A simulation-based comparison. *Applied Energy*, 112, 358–370.

ZENG, H. Y., DIAO, N. R. et FANG, Z. H. (2002). A finite line-source model for boreholes in geothermal heat exchangers. *Heat Trans. Asian Res.*, 31, 558–567.

ZHANG, C., GUO, Z., LIU, Y., CONG, X. et PENG, D. (2014). A review on thermal response test of ground-coupled heat pump systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 40, 851–867.