



**HAL**  
open science

# Etude de la météorologie de la planète Mars par assimilation de données satellite et modélisation

Thomas Navarro

► **To cite this version:**

Thomas Navarro. Etude de la météorologie de la planète Mars par assimilation de données satellite et modélisation. Planétologie et astrophysique de la terre [astro-ph.EP]. Université Pierre et Marie Curie - Paris VI, 2016. Français. NNT : 2016PA066189 . tel-01418163

**HAL Id: tel-01418163**

**<https://theses.hal.science/tel-01418163v1>**

Submitted on 16 Dec 2016

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

THÈSE DE DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ PIERRE ET MARIE CURIE

École Doctorale :  
Sciences de l'environnement d'Île de France (ED129)

présentée par  
**Thomas NAVARRO**

pour obtenir le titre de  
**Docteur de l'Université Pierre et Marie Curie**

# Étude de la météorologie de la planète Mars par assimilation de données satellite et modélisation

Thèse soutenue le 11 juillet 2016 devant le jury composé de :

*Rapporteurs* : M. **Stephen LEWIS**

M. **Jacques VERRON**

*Examineurs* : M. **Thierry FOUCHET**

M. **Olivier TALAGRAND**

M. **Michael WOLFF**

*Directeur de Thèse* : M. **François FORGET**

**Laboratoire de Météorologie Dynamique, Paris, France**

Centre National de la Recherche Scientifique - Institut Pierre Simon Laplace  
Université Pierre et Marie Curie - École Polytechnique - École Normale Supérieure



## RÉSUMÉ

Mon travail de thèse a pour objet l'étude de l'atmosphère de la planète Mars et du cycle de ses aérosols que sont la poussière minérale et les nuages de glace d'eau. Il se fonde sur l'utilisation d'un modèle de climat et de sa confrontation aux observations fournies par des satellites en orbite autour de Mars, notamment au moyen de l'assimilation de données.

J'ai tout d'abord amélioré la paramétrisation physique du modèle de climat du Laboratoire de Météorologie Dynamique (LMD) en y incluant un schéma de microphysique des nuages de glace d'eau. Le but recherché est de pouvoir simuler le cycle de l'eau dans son ensemble tout en tenant compte des effets radiatifs des nuages de glace d'eau, lesquels ont un impact considérable sur les températures atmosphériques de la planète Mars. Le schéma ainsi développé repose sur l'interaction avec les poussières présentes dans l'atmosphère, qui servent de noyaux de condensation pour la croissance des cristaux de glace. Cette nouvelle capacité du modèle me permet d'étudier le rôle du lessivage de la poussière par les nuages de glace d'eau. Cette amélioration permet aussi, pour la première fois, la simulation de la sursaturation de la vapeur d'eau dans l'atmosphère martienne au moyen d'un modèle de climat, reproduisant les observations de sursaturation.

J'ai poursuivi cette étude en mettant en place un schéma d'assimilation de données pour le modèle du LMD. L'assimilation de données est une technique permettant d'estimer l'état atmosphérique grâce à une combinaison optimale d'un modèle et d'observations. L'objectif est tout d'abord d'assimiler des observations de profils verticaux de température de l'instrument Mars Climate Sounder (MCS) à bord du satellite Mars Reconnaissance Orbiter en orbite héliosynchrone autour de Mars, afin de confronter de manière inédite le modèle du LMD aux observations, dans un cadre optimal au sens mathématique. Pour ce faire, j'emploie un filtre de Kalman d'ensemble développé à l'Université du Maryland. La mise en place de l'assimilation de données, validée par des observations synthétiques, montre le problème de divergence du filtre dans le cas martien, en partie résolu grâce à une méthode d'inflation de l'ensemble. L'assimilation des températures acquises par MCS montre la nécessité d'estimer la présence et la quantité de poussière au moyen des covariances de l'ensemble pour diminuer le biais entre modèle et observations.

Mon étude a porté ensuite sur l'assimilation conjointe des profils verticaux de température, poussières, et glace d'eau pendant la seconde moitié de l'année martienne 29. Cette assimilation explicite l'utilisation de l'analyse multivariée avec un ensemble, en étudiant quelle observation peut être utilisée pour estimer quelle autre variable atmosphérique au moyen de la covariance de l'ensemble. Les résultats montrent que les limitations de l'assimilation sont dues aux biais du modèle qui persistent encore : difficulté pour phaser l'onde de marée thermique qui domine la structure thermique de l'atmosphère martienne, non-reproductibilité des variations diurnes de poussières, mauvaise prédiction sur l'emplacement des nuages de glace d'eau, et un biais froid du modèle sous le niveau de 100 Pa. Toutefois, l'estimation de la poussière, par les observations de température ou de poussière, permet une prédictibilité du modèle jusqu'à plus d'une dizaine de jours dans des cas favorables.



# ABSTRACT

My thesis work tackles the study of the atmosphere of Mars and the cycles of its aerosols, namely mineral dust and water ice clouds. It is based on the use of a global climate model, compared to observations from probes orbiting Mars, in particular with data assimilation.

I first improve the climate model (GCM) of the *Laboratoire de Météorologie Dynamique* (LMD) by including a microphysical scheme of water ice clouds. The goal is to simulate the whole water cycle while taking into account the radiative effects of water ice clouds, which have a strong impact on Martian atmospheric temperatures. The scheme is based on the interaction with airborne dust particles that serve as cloud condensation nuclei for the growth of water ice crystals. This new ability of the model allows us to study the role of dust scavenging by water ice clouds. This improvement also allows for the first time the simulation of the supersaturation of water vapor in the Martian atmosphere with the use of a climate model, reproducing observations of supersaturation.

I continue this study with the setup of a data assimilation scheme for the LMD model. Data assimilation is a technique that estimates the atmospheric state using an optimal combination of a model and observations. The goal is first to assimilate observations of vertical profiles of temperature from the instrument Mars Climate Sounder (MCS) on-board the Mars Reconnaissance Orbiter in sun-synchronous orbit on Mars in order to compare observations with the LMD model in an unprecedented way for this model, and in an optimal way, mathematically speaking. In order to do so, I use an ensemble Kalman filter developed by the University of Maryland. The setup of the assimilation, validated against synthetic observations, reveals a filter divergence issue in the Martian case. The assimilation of temperature from MCS shows the necessity to estimate dust thanks to the ensemble covariances in order to decrease the bias between model and observations.

Our study then tackles the joint assimilation of vertical profiles of temperature, dust, and water ice during the second half of Martian year 29. This assimilation gives an explicit formulation of multivariate analysis when an ensemble is used, studying which observation can be used to estimate a given atmospheric variable, with the use of the ensemble covariances. The results reveal that the assimilation performance is limited due to model biases that still prevail: an incorrect phasing to force the thermal tide that dominates the Martian atmosphere; the non reproductibility of dust diurnal variations; a wrong prediction of water ice clouds location; and a model cold bias for temperatures below 100 Pa. However, dust estimation, whether from temperature or dust observations, makes possible the predictability of the atmosphere, up to around ten days in the most favorable cases.

---

## Remerciements

---

Cette thèse fut une longue aventure, diverse et riche en rencontres, d'autant plus que la durée de ma présence au LMD s'est trouvée augmentée de la période où j'y étais initialement ingénieur de recherche. Même si c'est un peu par hasard que je me suis retrouvé embarqué dans l'étude de l'atmosphère martienne, mon orientation pour la recherche, en lien avec le spatial, n'a rien du hasard, et tout m'y prédestinait. C'est avant tout ma rencontre avec François qui m'a permis de cristalliser concrètement cette envie, lui qui sait mieux que personne extraire les qualités les meilleures chez ses collaborateurs pour produire de belles aventures scientifiques, grâce à son optimisme incroyablement contagieux et toujours au rendez-vous. Dès lors qu'il s'agit d'explorer numériquement les mystères bien réels des atmosphères, il forme un redoutable duo avec Ehouarn, le savant numéricien. Je leur dois beaucoup, et les remercie énormément pour tout ce qu'ils ont su m'apporter, ainsi que pour leur confiance sans cesse renouvelée.

Je voudrais également remercier les cadres de l'équipe planéto qui ont eu l'occasion de me guider et de m'accompagner tout au long de ces années, tels Aymeric le prêtre pythonique, Luca dont le rythme et l'expertise m'épatent toujours, Sandrine avec sa grande curiosité et son intérêt pour mes travaux, et Sébastien par qui de nouvelles aventures s'ouvrent désormais à moi. Je n'oublie pas non plus Jean-Baptiste, qui m'a montré la voie lorsque j'ai repris ses aventures aqueuses, ni Franck (M.) et Franck (L.), qui ont partagé leur grande expérience de scientifiques avertis, ou Anni pour ses conseils avisés, ni encore Olivier qui avait semé il y a bien longtemps les graines qu'il voit aujourd'hui éclore et qu'il ne manque pas d'observer attentivement.

J'en profite aussi pour remercier les membres du jury pour avoir bien voulu se pencher sur mon cas, certains venant de loin, tant par la géographie que par leur discipline.

Ces travaux furent également rendus possible grâce à la bonne volonté de nos collègues d'outre-Atlantique, en particulier Steven qui a toujours montré son enthousiasme à voir notre projet éclore en parallèle avec le sien, et Eugenia et Takemasa qui accueillent bien volontiers qui veut bien employer leur algorithme. De la même manière, il est très agréable de constater l'intérêt des membres de l'équipe MCS pour tous ceux qui, comme moi, font usage de leurs données dans leur travaux.

Au-delà du simple travail scientifique, j'ai rencontré du monde d'horizons très divers au LMD, lieu agréable à fréquenter, où j'ai eu la chance de partager mon bureau dans une ambiance sympathique et légère avec tour à tour Youssouph, Jean-Yves, Nicolas, Jérémy, David, Alexandre, Vladimir et Lidia. J'y ai noué de belles amitiés, que ce soit avec l'inénarrable Lluís, le placide Mikel, le tranquille Manu, l'amical Isaac, le placide Fuxing, l'immodéré David, l'enjoué Martin, le drôle Tanguy, ou la volcanique Laura. Je remercie également pour leur précieuse aide Martine, Molyka, et Laurence, sans qui nous n'irions pas bien loin, et Robert, Laurent, Franck et Karine, sans qui nous irions encore moins loin. Merci également à tous ceux que j'ai pu rencontrer au LMD et qui, chacun à sa manière, m'a apporté personnellement ou scientifiquement : Arnaud, André, Binta, Mathilde, Marine, Gabriella, Chao, Arianna, Sonia, Luana, Benjamin, Mélanie, Sofia, Hélène, Maxence, Obbe, Aiko, Shan, Romain, Maxime, Jean, Samuel, Alizée, Aude, Josefina, Jeronimo, Anaïs, Sylvain, Margaux, etc. . .

Ce travail de thèse n'aurait pas vu le jour sans le soutien financier du CNES, institution qui ne manque jamais de supporter la recherche spatiale en France, et celui du labex ESEP<sup>a</sup>, qui agit de même en Île-de-France. Je les remercie, ainsi que leur personnel avec lequel j'ai interagi, pour leur aide et leur bonne volonté pendant toutes ces années.

Et surtout, je voudrais exprimer ma plus grande gratitude à mes proches, mes parents pour leur soutien depuis toujours, Marie pour sa douce présence, et Alice pour sa ponctualité particulièrement appréciée. S'il fallait dédier cette thèse à quelqu'un, je pense qu'on pourrait bien la lui attribuer.

---

<sup>a</sup> Le Labex ESEP (N° 2011-LABX-030) fait partie du soutien apporté par l'État et l'ANR au titre du programme « investissements d'avenir » via l'« initiative d'excellence » PSL\* (convention N° ANR-10-IDEX-0001-02).

---

## Table des figures

---

1.1	Chronologie des missions scientifiques réussies ou à venir sur Mars. . . .	5
1.2	Durée des mois et flux solaire . . . . .	10
1.3	Mesures de pression des sondes Viking . . . . .	11
1.4	Variabilité interannuelle de la poussière . . . . .	13
1.5	Poussière observée et modélisée . . . . .	14
1.6	Vues de Mars illustrant certains aspects de son climat . . . . .	15
2.1	Températures de surface et distribution de la glace sur la calotte Nord .	23
2.2	Moyennes zonales de vapeur et glace d'eau d'après TES et le GCM . .	28
2.3	Nuages et températures avec et sans microphysique au Nord de 75°N . .	31
2.4	Sensibilité du cycle de l'eau à l'albédo de la glace . . . . .	32
2.5	Sensibilité du cycle de l'eau à l'inertie thermique de la glace . . . . .	33
2.6	Sensibilité du cycle de l'eau au paramètre de contact de la microphysique	34
2.7	Sensibilité du cycle de l'eau à la variance effective . . . . .	35
2.8	Vapeur d'eau et circulation avec et sans nuages radiativement actifs . .	37
2.9	Effet du lessivage sur la poussière . . . . .	39
2.10	Profils de saturation de la vapeur d'eau du GCM . . . . .	40
2.11	Profils de saturation de la vapeur d'eau de SPICAM . . . . .	41
2.12	Moyenne zonale du coefficient de sursaturation de la vapeur d'eau . . .	43
2.13	Bilan annuel de glace sur la calotte Nord . . . . .	45
2.14	Températures de surface de la glace d'après TES et le GCM . . . . .	46
2.15	Moyennes zonales de la vapeur d'eau à différentes latitudes . . . . .	48
3.1	Estimation optimale gaussienne . . . . .	56
3.2	Principe de fonctionnement du LETKF . . . . .	63
3.3	Cyclage du LETKF . . . . .	66
4.1	Instrument Mars Climate Sounder . . . . .	70
4.2	Niveaux verticaux de MCS, TES et du GCM . . . . .	72
4.3	Nombre d'observations pour chaque cycle . . . . .	74
4.4	Moyenne globale de l'écart-type . . . . .	75
4.5	Erreur quadratique moyenne . . . . .	76
4.6	Pression de surface à 70°N . . . . .	78
4.7	Moyenne zonale de l'écart-type . . . . .	79

4.8	Moyennes zonales de la température, son écart-type, et du flux de masse	80
4.9	Moyenne globale de l'écart-type, avec et sans inflation	81
4.10	Incrément de l'analyse	82
4.11	Diagrammes de rang	83
4.12	Moyenne globale de l'inflation	84
4.13	Moyenne zonale de l'inflation	85
4.14	Moyennes et écarts-types zonaux de l'innovation	88
4.15	Moyennes et écarts-types zonaux du RCRV	89
4.16	Moyennes globales des écarts-types avec observations réelles	90
4.17	Diagramme de rang avec observations réelles	91
4.18	Moyennes et écarts-types zonaux de l'innovation avec observations réelles	92
4.19	Moyennes et écarts-types zonaux du RCRV avec observations réelles	93
5.1	Critères de sélection pour estimer la poussière	101
5.2	Moyenne zonale du biais avec et sans estimation de la poussière	103
5.3	Background de la poussière avec et sans estimation de la poussière	105
5.4	Diagramme de rang avec observations réelles	106
5.5	Moyenne globale de l'inflation avec estimation de la poussière	107
5.6	Moyenne zonale de l'inflation avec estimation de la poussière	108
6.1	Moyennes zonales de la température, de l'analyse et du background	125
6.2	Structure zonale de l'anomalie en température avec et sans assimilation	126
6.3	Moyenne globale de l'écart-type de l'innovation	127
6.4	Moyenne zonale de la colonne de poussière	129
6.5	Moyennes zonales de l'innovation et de l'incrément de l'analyse pour la poussière	131
6.6	Évolution de la température et la poussière	133
6.7	Moyennes zonales de l'innovation et de l'incrément de l'analyse pour la glace d'eau	135
6.8	Carte de l'innovation en température à l'altitude $\sigma=0.4$	136
6.9	Évolution de la température et de la poussière pour 2 régions d'intérêt	138
6.10	Moyennes zonales des températures de jour, de nuit, et leur différence	140
6.11	Évolutions des températures de jour, de nuit, et leur différence	142
6.12	Évolutions des poussières de jour et de nuit	144
6.13	Évolutions de la glace d'eau de jour et de nuit	146
6.14	Évolutions de la température en l'absence d'observations	149
7.1	Sensibilité de l'onde de mare thermique à la localisation	155
7.2	Structure zonale de la température	155
7.3	Observations <i>in-track</i> et <i>cross-track</i> de température	157
7.4	Observations <i>in-track</i> et <i>cross-track</i> de poussière	158
7.5	Observations <i>in-track</i> et <i>cross-track</i> de glace	159
7.6	Distribution en heure locale de MCS et PFS	161
7.7	Survol de TGO en fonction de l'heure locale	162
7.8	Valeurs expérimentales du paramètre de contact	165
7.9	Vue de Tharsis	166

---

## Liste des tableaux

---

1.1	Tableau comparatif . . . . .	9
2.1	Paramètres utilisés pour la simulation de référence . . . . .	29
5.1	Biais et écarts-types de l'innovation . . . . .	101
6.1	Méthodes possibles pour assimiler la température et les aérosols . . . . .	119
6.2	Expériences d'assimilation effectuées pour cette étude . . . . .	123



---

## Liste d'acronymes

---

- ACS** Atmospheric Chemistry Suite  
*Spectromètre à visée nadir à bord de TGO*
- ACS** Analysis Correction Scheme  
*Schéma d'assimilation de type nudging*
- DART** Data Assimilation Research Testbed  
*Nom de l'EnKF développé par le National Center for Atmospheric Research*
- EnKF** Ensemble Kalman Filter
- GCM** Global Climate Model  
*idem MCG*
- LETKF** Local Ensemble Transform Kalman Filter  
*Nom de l'EnKF développé par l'Université du Maryland*
- LMD** Laboratoire de Météorologie Dynamique  
*Laboratoire de Météorologie Dynamique, où est développé le GCM et où a été effectuée cette thèse*
- Ls** Longitude solaire  
*Angle parcouru par Mars autour du soleil depuis l'équinoxe de printemps de l'hémisphère Nord*
- MCG** Modèle de Circulation Générale  
*idem GCM*
- MCS** Mars Climate Sounder  
*Spectromètre à visée au limbe à bord de MRO*
- MRO** Mars Reconnaissance Orbiter  
*Satellite de la NASA en orbite autour de Mars depuis mars 2006*



- MY** Martian Year  
*L'année 1 du calendrier martien débute en 1955.  
En 2016, nous sommes en MY 33.*
- OSSE** Observing System Simulation Experiment  
*Expérience d'assimilation avec observations synthétiques*
- PFS** Planetary Fourier Spectrometer  
*Spectromètre à visée nadir à bord de Mars Express*
- RCRV** Reduced Centered Random Variable  
*Grandeur utilisée pour examiner le résultat d'une assimilation*
- SPICAM** SPectroscopy for the Investigation of the Characteristics  
of the Atmosphere of Mars  
*Spectromètre à bord de Mars Express*
- TES** Thermal Emission Spectrometer  
*Spectromètre à visée nadir à bord de Mars Global Surveyor*
- TGO** Trace Gas Orbiter  
*Satellite de l'ESA et Roscosmos, dont l'arrivée en orbite autour de Mars  
est prévue pour octobre 2016*

---

## Table des matières

---

<b>I</b>	<b>L’atmosphère de Mars et sa modélisation</b>	<b>1</b>
<b>1</b>	<b>Introduction</b>	<b>3</b>
1.1	Problématique générale de la thèse . . . . .	4
1.1.1	Contexte . . . . .	4
1.1.2	Organisation de la thèse . . . . .	6
1.2	La planète Mars . . . . .	8
1.2.1	Généralités . . . . .	8
1.2.2	Un mot sur le modèle . . . . .	10
1.2.3	Cycle du dioxyde de carbone . . . . .	11
1.2.4	Cycle des poussières . . . . .	12
1.2.5	Cycle de l’eau . . . . .	15
<b>2</b>	<b>Article : Modélisation des nuages et du cycle de l’eau</b>	<b>17</b>
2.1	Introduction . . . . .	20
2.2	Description du modèle . . . . .	21
2.2.1	Glace en surface . . . . .	22
2.2.2	Microphysique . . . . .	24
2.3	Sensibilité globale du cycle de l’eau aux paramètres du modèle . . . . .	27
2.3.1	Paramètres . . . . .	27
2.3.2	Simulation de référence . . . . .	27
2.3.3	Effet global de la microphysique améliorée . . . . .	29
2.3.4	Sensibilité aux paramètres . . . . .	30
2.4	Analyse et comparaison avec les observations . . . . .	37
2.4.1	Effet des nuages radiativement actifs sur le cycle de l’eau . . . . .	37
2.4.2	Effet sur la distribution verticale de poussière . . . . .	38
2.4.3	Sursaturation . . . . .	42
2.4.4	Bilan de glace polaire en surface . . . . .	44
2.4.5	Exploration de l’espace des paramètres et réglage du cycle de l’eau . . . . .	44
2.5	Conclusion . . . . .	47

<b>II</b>	<b>Assimilation de données martiennes</b>	<b>51</b>
<b>3</b>	<b>Assimilation de données</b>	<b>53</b>
3.1	Principe . . . . .	54
3.2	Interpolation optimale . . . . .	56
3.3	Filtre de Kalman d'ensemble . . . . .	59
3.4	LETKF . . . . .	61
3.4.1	Localisation . . . . .	64
3.4.2	Cyclage . . . . .	65
3.4.3	Inflation . . . . .	67
<b>4</b>	<b>Mise en place d'une assimilation de données</b>	<b>69</b>
4.1	Aperçu des observations MCS . . . . .	70
4.2	Observations synthétiques . . . . .	73
4.2.1	Résultats dans l'espace du modèle . . . . .	74
4.2.2	Inflation et divergence du filtre . . . . .	80
4.2.3	Résultats dans l'espace des observations . . . . .	86
4.3	Observations réelles . . . . .	90
4.4	Synthèse . . . . .	94
<b>5</b>	<b>Article : Assimilation de la température</b>	<b>95</b>
5.1	Introduction . . . . .	97
5.2	Méthodes . . . . .	98
5.2.1	Mars Climate Sounder (MCS) . . . . .	98
5.2.2	Mars Global Climate Model (MGCM) . . . . .	98
5.2.3	Local Ensemble Transform Kalman Filter (LETKF) . . . . .	98
5.3	Mise en place . . . . .	99
5.3.1	Poussière prédite par le GCM . . . . .	100
5.3.2	Poussière estimée par la température . . . . .	100
5.4	Détection de couche détachée de poussière . . . . .	102
5.5	Discussion . . . . .	104
5.6	Résumé . . . . .	104
<b>6</b>	<b>Article : Assimilation de la température et aérosols</b>	<b>109</b>
6.1	Introduction . . . . .	112
6.2	Précédents travaux d'assimilation sur Mars . . . . .	114
6.3	Assimiler MCS avec le LETKF et le LMD GCM . . . . .	115
6.3.1	Local Ensemble Transform Kalman Filter . . . . .	115
6.3.2	Global Climate Model . . . . .	116
6.3.3	Mars Climate Sounder . . . . .	116
6.4	Mise en place . . . . .	117
6.4.1	Configuration du LETKF . . . . .	117
6.4.2	Analyse multivariée . . . . .	117
6.4.3	Assimilation de la variable modèle température . . . . .	119
6.4.4	Assimilation de la variable modèle poussière . . . . .	119
6.4.5	Assimilation de la variable modèle glace d'eau . . . . .	121
6.4.6	Expériences d'assimilation . . . . .	123
6.5	Résultats . . . . .	124
6.5.1	Assimilation de la température . . . . .	124

---

6.5.2	Assimilation de la température et de la poussière . . . . .	128
6.5.3	Assimilation de la température avec estimation de la poussière .	130
6.5.4	Assimilation de la température et de la glace avec estimation de la poussière . . . . .	134
6.5.5	Biais diurne en température sous 100 Pa . . . . .	134
6.5.6	Intercomparaison entre les différentes assimilations . . . . .	139
6.6	Discussion . . . . .	148
6.6.1	Prédictabilité de l'atmosphère . . . . .	148
6.6.2	Un état atmosphérique stable pour le modèle ? . . . . .	150
6.7	Conclusion . . . . .	151
<b>7</b>	<b>Conclusion</b>	<b>153</b>
7.1	Une localisation à repenser ? . . . . .	154
7.2	Autres observations . . . . .	156
7.2.1	Observations Cross-Track . . . . .	156
7.2.2	PFS . . . . .	160
7.2.3	ACS . . . . .	160
7.3	Assimilation de paramètres . . . . .	163



# Première partie

## L'atmosphère de Mars et sa modélisation



# CHAPITRE 1

---

## Introduction

---

*That Mars is inhabited by beings of some sort or other we may consider as certain as it is uncertain what these beings may be.*

**Percival Lowell**  
Mars and its Canals (1906)

## Sommaire

---

<b>1.1</b>	<b>Problématique générale de la thèse . . . . .</b>	<b>4</b>
1.1.1	Contexte . . . . .	4
1.1.2	Organisation de la thèse . . . . .	6
<b>1.2</b>	<b>La planète Mars . . . . .</b>	<b>8</b>
1.2.1	Généralités . . . . .	8
1.2.2	Un mot sur le modèle . . . . .	10
1.2.3	Cycle du dioxyde de carbone . . . . .	11
1.2.4	Cycle des poussières . . . . .	12
1.2.5	Cycle de l'eau . . . . .	15

---

*Ce chapitre fournit un contexte scientifique pour justifier la motivation de mon travail de thèse. C'est aussi l'occasion d'introduire Mars et son atmosphère, en fournissant des faits généraux, mais également quelques aspects plus particuliers qui seront utilisés tout au long de ce manuscrit. Par exemple, on y détaille les dernières observations sur les distributions d'aérosols. On introduit également l'outil de choix de la présente thèse : le modèle martien de circulation générale du LMD, ainsi que ses capacités de simulation.*



## 1.1 Problématique générale de la thèse

### 1.1.1 Contexte

La méthode scientifique est une démarche qui consiste à utiliser une théorie pour émettre une prédiction qui sera confrontée aux observations du monde qui nous entoure. Ces observations nous permettent de valider, rejeter, modifier la théorie, ou d'en construire une nouvelle et de réitérer le processus. L'étude de l'atmosphère n'échappe pas à cette manière de procéder. En effet, historiquement, la théorie de la circulation atmosphérique commence par la formalisation des équations fondamentales de la dynamique atmosphérique par Bjerknes (1904). Or, leur utilisation est rendue difficile par l'impossibilité à leur trouver une solution analytique complète. Afin de pouvoir faire une prédiction sur l'évolution de l'atmosphère, Richardson s'employa en 1922 à discrétiser ces équations et envisagea même de calculer manuellement, pas de temps après pas de temps, l'évolution des champs météorologiques (Richardson, 1922; Lynch, 2006). Trop en avance sur son temps, cet essai se solda par un échec, en raison de la présence d'instabilités dans l'état initial et de l'utilisation d'une discrétisation des équations en un schéma instable<sup>a</sup>. C'est avec l'avènement de l'ère informatique qu'on vit l'apparition du premier modèle numérique d'atmosphère (Charney et al., 1950). Depuis, une multitude de modèles numériques ont été développés comme outils expérimentaux pour l'étude de l'atmosphère et du climat terrestre.

Cette démarche historique pour la Terre se fonde donc sur une théorie physique et des observations pour valider un modèle numérique en tant qu'outil expérimental qui permettra de prédire d'autres observations. Pour Mars, c'est une logique inverse qui a initialement prévalu : l'utilisation d'un modèle seul permet de prédire des observations non encore effectuées. En effet, il était complexe et difficile de faire des mesures de l'atmosphère d'un astre extraterrestre avant la période actuelle qui, depuis la fin des années 1990, a vu l'avènement de l'exploration scientifique martienne avec la présence en continu de nombreuses missions spatiales (voir figure 1.1). Dès lors, il apparaissait plus simple d'adapter un modèle numérique d'atmosphère à une autre planète, en se basant sur le principe que les lois de la physique sont universelles, donc que la théorie s'applique bien à un autre cas. Ainsi, les modèles atmosphériques ont été, et sont toujours, un moyen de choix pour explorer les atmosphères des planètes.

Pour appliquer la méthode scientifique, la comparaison entre modèles et observations est un effort continu et nécessaire pour l'étude de l'atmosphère, car elle permet de confronter deux sources d'informations différentes.

Le premier type d'information sont les observations qui nous renseignent sur la réalité et sa mesure. Sur Mars elle sont disparates et complexes à mettre en oeuvre, car elles proviennent en majeure partie de seulement onze satellites ayant orbité Mars et d'une poignée de stations au sol sur une période de 45 ans, comme illustré dans la figure 1.1, ainsi que d'observations par télescope depuis la Terre.

L'autre type d'information est un modèle numérique, qui utilise notre connaissance théorique des lois de la physique pour produire une information appliquée au problème

---

<sup>a</sup>Ce schéma ne respectait même pas la condition CFL, qui postule qu'une condition nécessaire pour qu'un schéma numérique soit stable est que le pas de temps d'intégration soit assez petit pour que le signal avec le mouvement le plus rapide ne se déplace pas de plus d'un pas spatial.

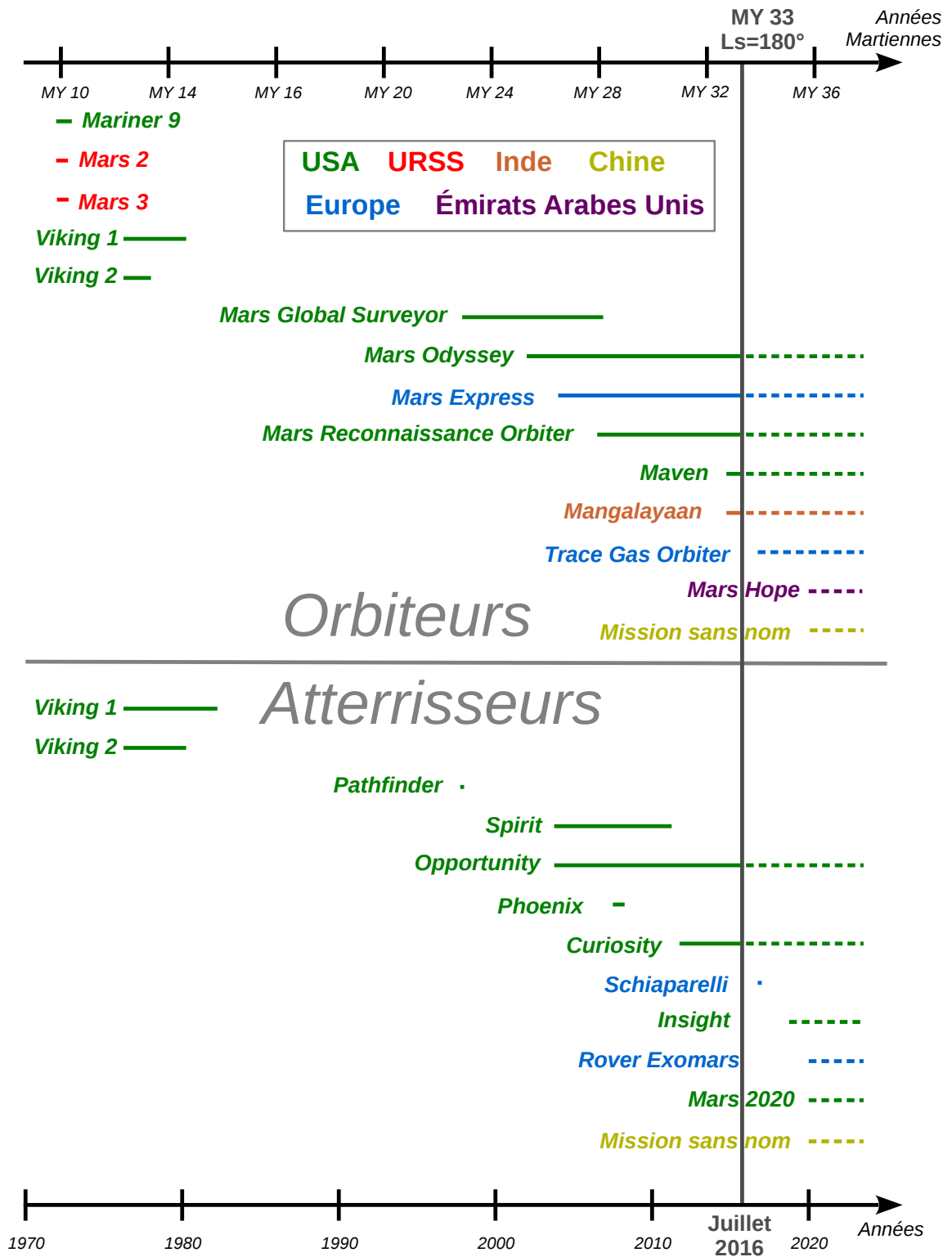


FIG. 1.1: Chronologie de toutes les missions scientifiques réussies ou à venir sur Mars. Le nombre grandissant d'observations disponibles rend de plus en plus pertinente l'assimilation de données comme outil de recherche sur l'atmosphère martienne.

étudié. Dans le cas de l’atmosphère, il s’agit des équations primitives qui décrivent l’écoulement du flot atmosphérique, et des paramétrisations physiques, telles que le transfert radiatif, la convection, le comportement des aérosols, etc . . .

La principale motivation qui pousse à porter mon travail de thèse sur Mars est de profiter du nombre grandissant de missions envoyées vers cette planète, comme on peut l’apprécier avec la figure 1.1. Ceci nécessite donc une approche de plus en plus diverse et variée pour évaluer les jeux de données d’observations sans cesse croissants afin de fournir des éléments de réflexion aux grandes questions de la science martienne : quelle a été l’évolution passée du climat martien et ses implications pour l’apparition de la vie, en quoi Mars peut nous illustrer le concept d’habitabilité, comment l’atmosphère diffère de celle de la Terre, et, plus généralement, quels enseignements en tirer pour faire de la planétologie comparée, etc . . .

### 1.1.2 Organisation de la thèse

L’objectif de ma thèse consiste donc à améliorer notre connaissance de l’atmosphère martienne en confrontant ces deux sources d’informations de nature différente que sont le modèle de climat global et les observations, en application de la méthode scientifique. Pour cela, la restitution de mon travail de thèse se divise en deux parties :

- **Partie 1 : L’atmosphère de Mars et sa modélisation.**

Dans le présent chapitre, après avoir exposé la problématique, je donne par la suite un aperçu général de la planète Mars et de son atmosphère. Dans l’article qui constitue le **chapitre 2**, je compare le modèle numérique d’atmosphère du Laboratoire de Météorologie Dynamique (LMD) à des mesures satellite de nuages et de vapeur d’eau, et propose une amélioration de ce modèle en partant de l’hypothèse qu’un plus grand réalisme dans la paramétrisation de la formation des nuages donne un meilleur accord dans cette comparaison. Cette amélioration de l’outil expérimental qu’est le modèle atmosphérique permet alors de faire des prédictions sur des mécanismes ou processus physiques qui n’ont pas encore été, ou juste partiellement, observés : lessivage des poussières, sursaturation de la vapeur, bilan annuel de l’eau atmosphérique.

- **Partie 2 : Assimilation de données martiennes**

Dans cette partie, j’utilise la technique de l’assimilation de données pour comparer et combiner le modèle avec des mesures satellite et tester son réalisme. Pour ce faire, je décris dans le **chapitre 3** les principes généraux de l’assimilation de données, ainsi que le schéma d’assimilation par filtre de Kalman d’ensemble (EnKF) retenu pour cette étude. Dans le **chapitre 4**, je fournis un exemple d’assimilation à partir d’observations synthétiques, afin de valider la mise en place de la chaîne d’assimilation que j’ai effectuée pour le modèle d’atmosphère du LMD. C’est aussi l’occasion de présenter les données satellitaires à assimiler et de découvrir les problèmes inhérents à l’assimilation martienne. Le **chapitre 5** est un article qui montre une technique inédite d’assimilation des observations de température pour estimer la poussière atmosphérique, ce qui est rendu possible par l’utilisation d’un EnKF, et améliore ainsi le résultat de l’assimilation tout

en fournissant une nouvelle méthode pour confirmer les observations de couches détachées de poussière en détectant leur signature thermique. L'assimilation de la température et des aérosols est ensuite présentée dans un article au **chapitre 6**, et montre que l'assimilation souffre d'un biais du modèle qui nuit à la prédictibilité de la chaîne d'assimilation. La raison de ces biais est autant due à la dynamique atmosphérique, par un désaccord entre modèle et observations sur le phasage des ondes planétaires, qu'à un processus inconnu produisant une variation diurne de l'altitude des couches détachées de poussière dans les observations. Enfin, le **chapitre 7** donne une conclusion sous la forme de pistes à explorer et envisage le futur de cette chaîne d'assimilation au regard d'autres observations satellite déjà existantes ou à venir.

## 1.2 La planète Mars

### 1.2.1 Généralités

Mars est la quatrième planète du système solaire en partant du Soleil. Dotée d'une atmosphère composée majoritairement de dioxyde de carbone, elle possède un climat et une physique atmosphérique qui lui sont propres. Certaines de ses caractéristiques (voir table 1.1) lui confèrent une météorologie semblable en certains points à celle de la Terre. En effet, la durée du jour (qu'on appelle sur Mars un *sol*), très proche de celle de la Terre, font que son atmosphère est dominée par l'équilibre géostrophique, c'est-à-dire que les forces du gradient de pression s'opposent principalement à la force de Coriolis. La valeur de son obliquité, également très similaire à celle de la Terre, donne lieu à des saisons analogues. On y observe également une circulation atmosphérique avec une ou plusieurs cellules de Hadley, selon les saisons, qui redistribuent l'énergie de l'équateur vers les pôles.

Toutefois, malgré ces similarités avec la Terre, Mars présente des caractéristiques bien particulières. Tout d'abord l'excentricité de son orbite, bien plus élevée que pour notre planète, donne une asymétrie plus marquée dans les saisons, en vertu des lois de Kepler. Mars se situant à son périhélie<sup>b</sup> lors de l'été dans l'hémisphère Sud, les étés au Sud sont plus courts et plus chauds que ceux de l'hémisphère Nord. Ainsi, en raison de la différence de durée des saisons (figure 1.2), il est plus simple d'utiliser la longitude solaire ( $L_s$ ), qui est l'angle parcouru par Mars autour du soleil depuis l'équinoxe de printemps de l'hémisphère Nord, à  $L_s=0^\circ$  par définition. La longitude solaire permet alors de définir des « mois » martiens, qui correspondent chacun à un intervalle de 30 degrés de  $L_s$ . La dissymétrie des saisons joue un rôle important sur le climat, en particulier sur le cycle du dioxyde de carbone (section 1.2.3), celui des poussières (section 1.2.4), et celui de l'eau (section 1.2.5).

Surtout, la grande différence avec la Terre réside dans la pression de surface plus faible de deux ordres de grandeurs, ce qui fait que la réaction au forçage radiatif direct est beaucoup forte sur Mars. Ceci est d'autant plus vrai qu'il n'y a pas d'océans, qui tiennent sur Terre le rôle de thermostat vis-à-vis de l'atmosphère et de la surface solide. C'est pourquoi on peut qualifier le climat de Mars d'*hypercontinental* (Forget, 2007), avec des variations diurnes de la température de surface typiquement de l'ordre de 60 K.

Une manière classique d'aborder le climat martien est au travers des trois cycles saisonniers du dioxyde de carbone, des poussières, et de l'eau (Forget, 1996, 2007). Cette approche est employée ici pour décrire le modèle général de circulation Martien du LMD, introduit dans la section 1.2.2. Il ne s'agit pas de fournir une description exhaustive du climat de Mars, de l'atmosphère martienne, ou de sa modélisation, qu'on peut trouver dans une littérature abondante (Kieffer et al., 1992; Read and Lewis, 2004; Forget et al., 2006; Barlow, 2008; Milone and Wilson, 2008; Sanchez-Lavega, 2011; Pierrehumbert, 2010; De Pater and Lissauer, 2015, par exemple). Le but est de fournir un contexte qui représente l'état actuel de nos connaissances et de nos capacités en modélisation, notamment par le prisme des dernières découvertes.

---

<sup>b</sup>Point de l'orbite le plus proche du Soleil

	<b>Mars</b>	<b>Terre</b>
Distance au soleil	1.38 UA (périhélie) à 1.68 UA (aphélie)	0.98 UA (périhélie) à 1.02 UA (aphélie)
Excentricité de l'orbite	0.093	0.017
Flux solaire	482 W.m <sup>-2</sup> (aphélie) à 714 W.m <sup>-2</sup> (périhélie)	1316 W.m <sup>-2</sup> (aphélie) à 1408 W.m <sup>-2</sup> (périhélie)
Rayon équatorial	3396 km	6378 km
Obliquité	25°19'	23°44'
Durée du jour solaire	1 sol (24h 39m 35s terrestres)	24 h
Durée de l'année	668,6 sols (687 jours terrestres)	365,25 jours terrestres
Pesanteur à l'équateur	3.70 m.s <sup>-2</sup>	9.78 m.s <sup>-2</sup>
Composition de l'atmosphère	CO <sub>2</sub> (96%), Ar (2%), N <sub>2</sub> (1.9%) d'après les mesures in-situ de Curiosity (Mahaffy et al., 2013)	N <sub>2</sub> (78%), O <sub>2</sub> (21%)
Aérosols	Poussières désertiques, glace d'eau, glace carbonique	Poussières désertiques, eau liquide, glace d'eau, embruns marins, composés organiques, etc . . .
Pression de surface	0.3 mbar (au sommet d'Olympus Mons) à 12 mbar (au fond d'Helas Planitia)	environ 1 bar au niveau de la mer
Température de surface	142 K (nuit polaire) à 300 K (équateur de jour)	190 à 320 K
Hauteur d'échelle atmosphérique	environ 11 km	environ 8 km

TAB. 1.1: Tableau comparatif des principales caractéristiques de Mars et de la Terre

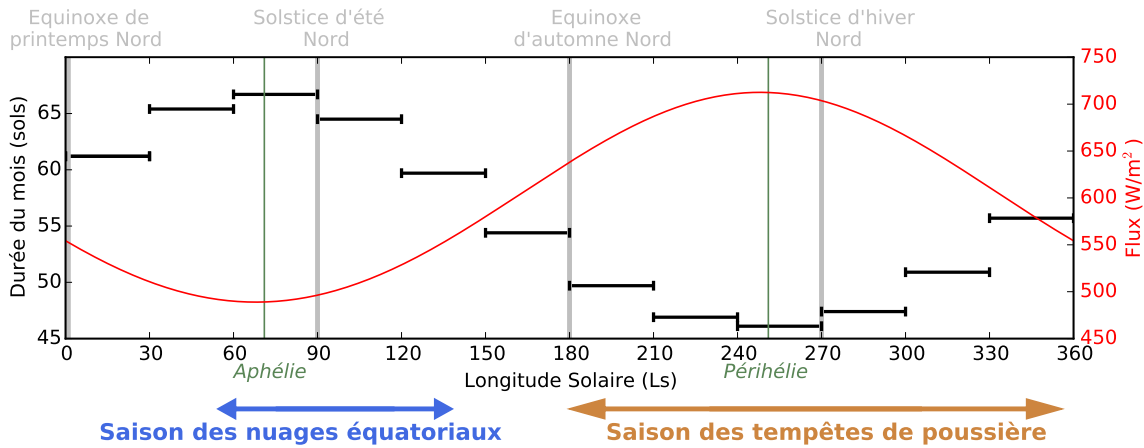


FIG. 1.2: Durée de chaque « mois » Martien (barres horizontales noires) et de la valeur du flux solaire à la distance Mars-Soleil (courbe rouge) en fonction de la longitude solaire.

### 1.2.2 Un mot sur le modèle

Le Modèle de Circulation Générale (MCG)<sup>c</sup> martien du LMD est un modèle numérique d’atmosphère tridimensionnel cherchant à simuler tous les processus physiques ayant lieu dans l’atmosphère martienne.

Quelques unes de ses capacités sont évoquées dans les sections 1.2.3, 1.2.4, et 1.2.5 ci-dessous, ainsi que brièvement dans les sections 2.2, 5.2.2, et 6.3.2 des chapitres suivants. Ici sont données les caractéristiques les plus basiques du GCM, dont la référence reste Forget et al. (1999), quoique le modèle ait connu de nombreux développements et améliorations importants depuis. Comme tout modèle atmosphérique tridimensionnel, il est divisé en deux parties, appelées « dynamique » et « physique ». La partie dynamique résout les équations primitives, tandis que la partie physique est une paramétrisation des autres processus physiques, ce qui inclut notamment le transfert radiatif et la convection.

La partie dynamique résout les mouvements atmosphériques horizontaux et simule le comportement des traceurs, qui sont des espèces transportées passivement et représentant une concentration d’un gaz ou d’un aérosol dans l’atmosphère. Les traceurs sont également traités dans la partie physique, où ils sont transportés verticalement, et les espèces qu’ils représentent peuvent éventuellement apparaître ou disparaître localement selon leur nature et les processus physiques simulés. Dans le modèle du LMD, le cœur dynamique est discrétisé en différences finies sur une grille latitude-longitude. Une résolution standard est de 64 points en longitude pour 48 points en latitude, soit une taille de maille de 330 km au plus à l’équateur. La discrétisation verticale se fait au moyen de coordonnées hybrides entre des niveaux de pression pure et des niveaux *sigma*, c’est-à-dire une fraction de la pression de surface locale. La configuration du modèle utilisée pour la suite utilise 36 niveaux verticaux, qui s’étendent jusqu’à  $2 \times 10^{-4}$  Pa, soit environ 150 km d’altitude.

<sup>c</sup>Pour la suite, on utilisera l’acronyme anglais GCM pour le désigner, pour *Global Circulation Model*, ou *Global Climate Model*, ou tout simplement le terme *modèle*.

La partie physique du modèle comprend un transfert radiatif à bandes, avec quatre bandes dans l'infrarouge thermique (dont deux dans le domaine d'absorption du dioxyde de carbone), et deux dans le visible. Est également incluse une paramétrisation de la convection et de la turbulence de la couche limite. Les aérosols actifs (la poussière et la glace) ont des propriétés optiques calculées pour chaque longueur d'onde et moyennées pour chaque bande.

Les pas de temps d'intégration des parties dynamique et physique ne sont pas les mêmes puisque les échelles de temps des phénomènes physiques à l'échelle horizontale ou verticale ne sont généralement pas les mêmes. Dans la configuration standard du GCM, on utilise un pas de temps de 1 minute et 30 secondes<sup>d</sup> pour la dynamique et de 15 minutes pour la physique. Ainsi donc, lorsque la partie physique est appelée une fois, la partie dynamique l'est dix fois.

### 1.2.3 Cycle du dioxyde de carbone

Le dioxyde de carbone, composant majoritaire de l'atmosphère martienne, a la particularité de se condenser dans les conditions de températures polaires, ce qui forme une calotte polaire saisonnière de glace carbonique à la surface, circonscrite à 50° de latitude. Ainsi, selon la saison, la masse atmosphérique totale peut varier de 30 %. On peut en voir l'effet sur la pression de surface en tout point de la planète, comme le montrent les mesures des sondes Viking dans la figure 1.3. La pression de surface sur Mars est donc une grandeur influencée par des processus atmosphériques non seulement locaux, mais également globaux, car dépendant des conditions aux pôles. On voit bien que la pression est plus faible pendant l'hiver Sud que l'hiver Nord, car l'hiver Sud dure plus longtemps que l'hiver Nord, permettant à une plus grande quantité de dioxyde de carbone de condenser.

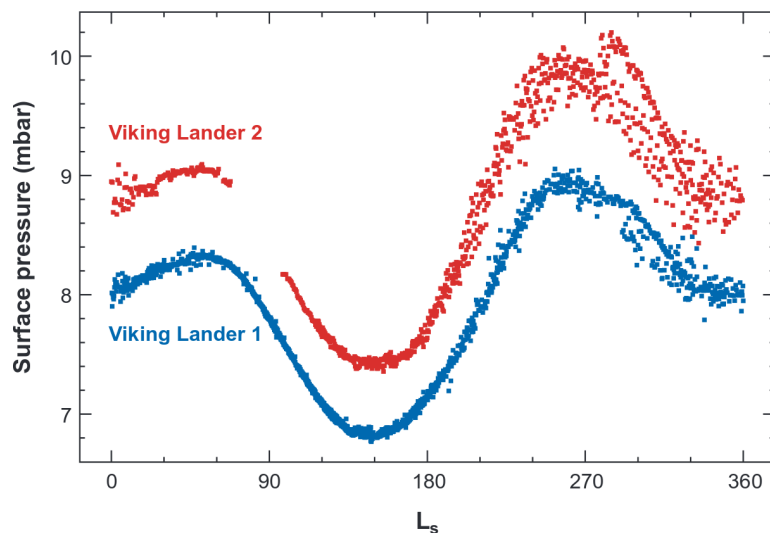


FIG. 1.3: Moyenne journalière des mesures de pression des sondes Viking à la surface de Mars. La différence de pression des deux sondes est due à la différence d'altitude entre leurs lieux d'atterrissage, de 1.5 km. Figure tirée de Smith (2008).

<sup>d</sup>On parle ici de minute martienne, laquelle vaut 61.6 secondes « terrestres »



La condensation du dioxyde de carbone est implémentée dans le GCM (Forget et al., 1998), avec une chute instantanée de la neige carbonique au sol. Les variations de pression sont bien reproduites par le GCM, les mesures des sondes Viking servant de référence. Le dioxyde de carbone solide n'est pas un traceur du GCM, qui ne simule donc pas les nuages de dioxyde de carbone observés à basse altitude dans la nuit polaire et à haute altitude, au-dessus de 60 km, aux latitudes équatoriales (Määttänen et al., 2013).

### 1.2.4 Cycle des poussières

Les poussières sont des grains minéraux d'une taille typique du micromètre, présents sur la surface de Mars. Elles sont facilement soulevées et injectées dans l'atmosphère, jusqu'à 80 km d'altitude. On observe une période plus abondante en poussières dans l'atmosphère, entre  $L_s=180^\circ$  et  $L_s=360^\circ$ . La raison en est que le flux solaire reçu est plus grand, donc plus d'énergie est déposée dans l'atmosphère, ce qui génère des vents plus forts, favorables au soulèvement et à l'injection des poussières. Cette période de « tempêtes »<sup>e</sup> de poussières est très variable d'une année à l'autre, avec certaines années présentant un phénomène de tempête globale, où toute la planète est recouverte de poussière. La raison pour laquelle certaines années, comme les années 25 et 28<sup>f</sup>, sont plus favorables que d'autres à l'apparition d'une tempête globale (figure 1.4) n'est pas exactement connue. On soupçonne un effet de réservoirs en surface où la poussière s'accumule année après année jusqu'à atteindre un niveau critique, ce qui a été reproduit par un GCM (Mulholland et al., 2013).

La poussière dans l'atmosphère martienne a un impact énorme sur la température atmosphérique, par absorption du rayonnement solaire, induisant jusqu'à 80 K de différence entre des conditions claires et des conditions de tempête de poussière intense dans l'atmosphère moyenne (Haberle et al., 1982). Mars est donc une planète dont l'atmosphère est complètement dominée par les poussières, qu'on ne peut négliger dans un GCM. Les processus de soulèvement et d'injection des particules de poussières dans l'atmosphère étant fortement non linéaires et non résolus par la grille du GCM, une prescription de la poussière est utilisée. Pour cela on utilise un guidage par un scénario de poussière (Montabone et al., 2015) reconstruit à partir de différents jeux d'observations, qui fournit la quantité intégrée sur la verticale de la profondeur optique de la poussière, en fonction de la latitude, de la longitude et du  $L_s$ . La distribution verticale de la poussière est déterminée par le GCM, avec pour seule source un flux constant depuis la surface. La quantité totale est renormalisée en permanence grâce au scénario de guidage afin d'avoir une opacité en accord avec les observations et résulte d'un équilibre entre la sédimentation et la circulation à grande échelle (Madeleine et al., 2011). On trouve que le profil vertical de poussière décroît de façon monotone avec l'altitude, car les particules sont verticalement ségréguées par la sédimentation, en accord avec l'hypothèse couramment admise depuis des décennies (Conrath, 1975).

---

<sup>e</sup>Il est courant d'utiliser de manière un peu abusive le terme de tempête (*storm*), qui est un phénomène météorologique terrestre bien défini, pour désigner en réalité un « événement de poussière ».

<sup>f</sup>La convention généralement admise est que l'année 1 du calendrier martien débute en 1955. En 2016, nous sommes dans la *Martian Year* (MY) 33.

Or, l'observation de la poussière par le Mars Climate Sounder (MCS, voir section 4.1), pour la première fois au limbe, a révélé une distribution verticale tout à fait inattendue : il existe un maximum de quantité de poussière entre 20 et 40 km d'altitude (McCleese et al., 2010), bien au-dessus de la couche limite planétaire. Ces *couches détachées* de poussière sont présentes toute l'année, sur toute la planète, sans lien avec l'activité des tempêtes de poussières (Heavens et al., 2011b,a). Leur origine reste débattue, mais les hypothèses les plus probables sont celles d'injection localisées au dessus de la couche limite par vents de pente sur les reliefs escarpés (Rafkin et al., 2002; Rafkin, 2012), de convection ascendante par chauffage de la poussière elle-même (Spiga et al., 2013), ou d'une combinaison des deux. Le GCM n'est pas en mesure de résoudre ces processus physiques, car d'une résolution spatiale trop grossière, mais l'implémentation d'une paramétrisation pour reproduire ces couches détachées fait partie des efforts actuels de développement du modèle (Wang et al., 2015).

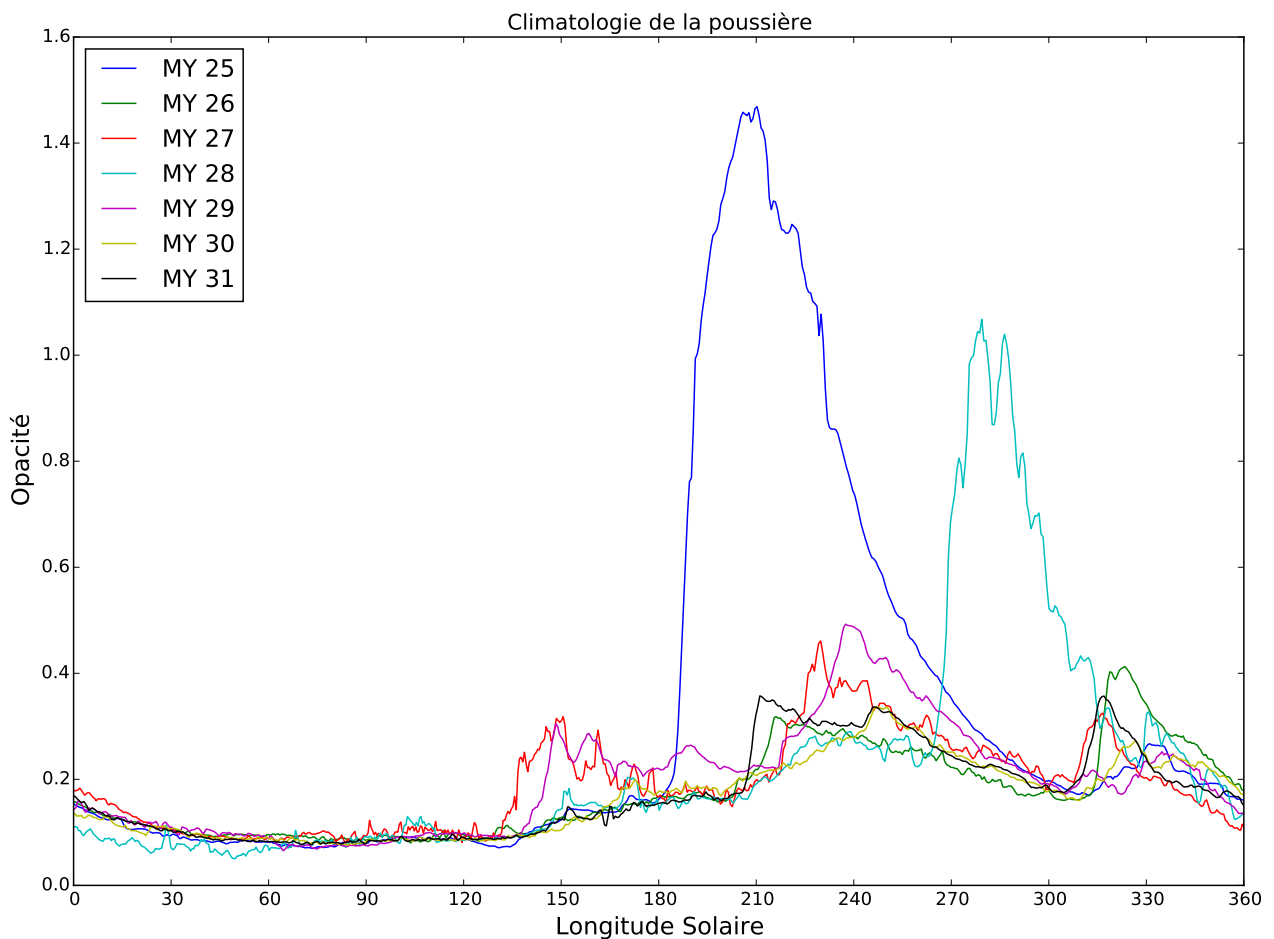
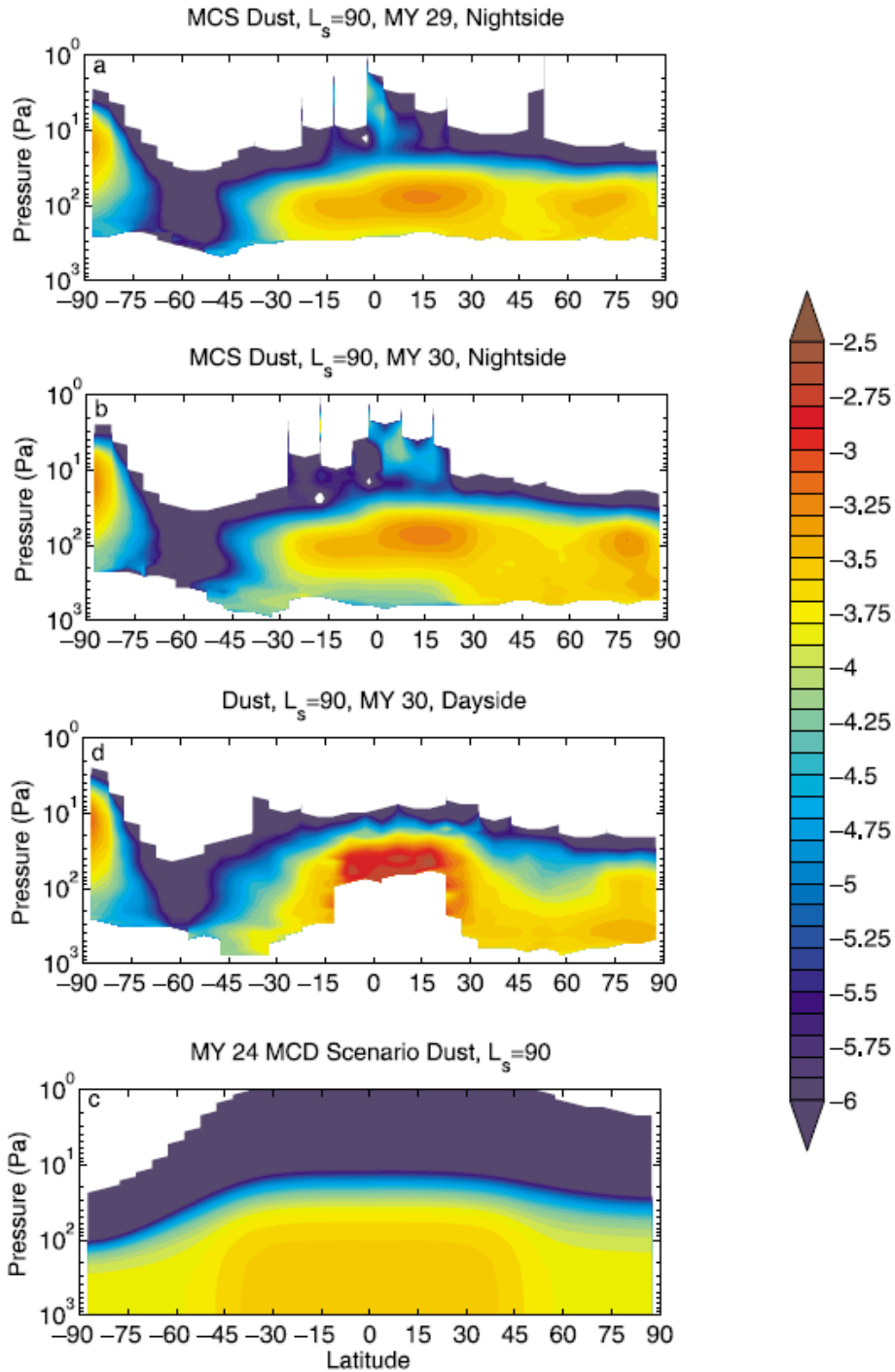


FIG. 1.4: Colonne de la profondeur optique de poussière entre 30°S et 30°N de latitude pour les années 25 à 31. Ces données sont reconstruites à partir d'observations fournies par plusieurs instruments (Montabone et al., 2015) et servent de scénario de guidage pour le GCM.



**Figure 2.** Log<sub>10</sub> of zonal average dust density-scaled opacity (m<sup>2</sup> kg<sup>-1</sup>) as labeled. See text for further discussion. Contours are every 0.1 log units. White space below the colors indicates no data. White space above the colors and the darkest blue indicates density-scaled opacity below 10<sup>-6</sup> m<sup>2</sup> kg<sup>-1</sup>.

FIG. 1.5: Figure tirée de Heavens et al. (2011b) montrant les différences de la poussière telle que modélisée par le GCM et observée par MCS. La figure en bas montre la Mars Climate Database (MCD), une base de données basée sur les résultats du GCM du LMD.

### 1.2.5 Cycle de l'eau

La présence d'eau dans l'atmosphère martienne est connue depuis plusieurs décennies (Spinrad et al., 1963). En raison des conditions de pression, l'eau n'existe que sous forme solide ou gazeuse. La principale source d'eau pour l'atmosphère est la calotte polaire Nord, d'une dimension d'environ 1000 km de diamètre pour une épaisseur allant jusqu'à 3 km. Mars présente un cycle annuel de l'eau, avec transport à l'échelle globale de la vapeur, condensation sous forme de nuages de glace d'eau de types cirrus, et dépôts de givre en surface.

L'asymétrie des saisons entre les deux hémisphères fait que le printemps et l'été Nord sont plus froids et moins poussiéreux que le printemps et l'été Sud. Aussi, la formation de nuages aux latitudes équatoriales est favorisée entre  $L_s=60^\circ$  et  $L_s=130^\circ$  (cf. figure 1.2). L'effet des nuages sur les températures atmosphériques a été longtemps ignoré, mais n'est pas négligeable (Wilson et al., 2007, 2008; Madeleine et al., 2012). L'implémentation de leur effet radiatif dans le GCM (Madeleine et al., 2012) a permis de représenter des températures atmosphériques en meilleur accord avec les observations de l'instrument Thermal Emission Spectrometer (TES). Toutefois, cette amélioration s'est faite au détriment du cycle de l'eau simulé par le GCM, en raison de la rétroaction dans les régions polaires Nord entre température (qui détermine la condensation de la vapeur d'eau en glace) et les nuages (qui modifient la température par absorption ou émission dans le domaine infrarouge). La résolution de ce problème est le sujet du chapitre 2.

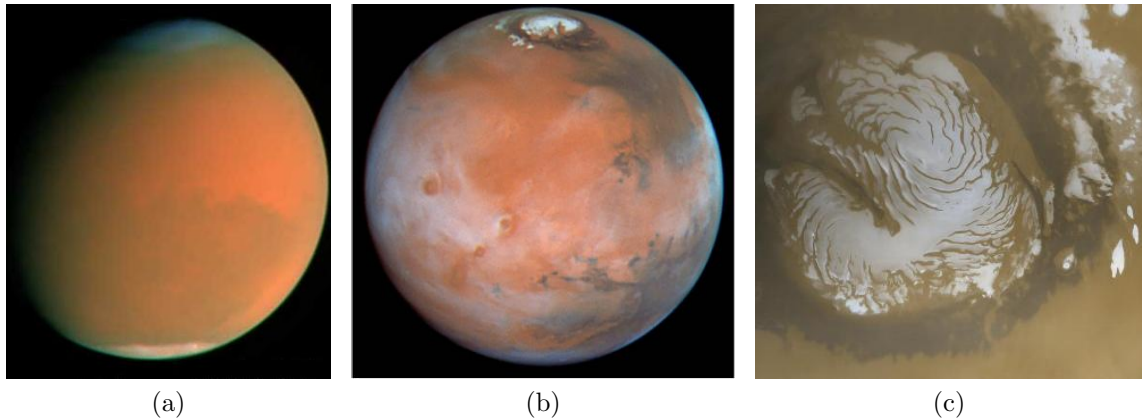


FIG. 1.6: Vues de Mars illustrant certains aspects de son climat.

(a) Mars lors d'une tempête globale de poussière vue par le télescope spatial Hubble,  $L_s = 227^\circ$ , MY 25 (crédit : J. Bell (Cornell), M. Wolff (SSI), et NASA/ESA)

(b) Mars pendant la saison des nuages équatoriaux vue par le télescope spatial Hubble,  $L_s = 95^\circ$ , MY 23 (crédit : P. James (Univ. Toledo), T. Clancy (SSI), S. Lee (Univ. Colorado), et NASA/ESA)

(c) Calotte polaire Nord au début de l'été Nord vue par le satellite Mars Global Surveyor (crédit : NASA/JPL/Malin Space Science Systems)



---

## Modélisation des nuages et du cycle de l'eau

---

*La simplicité est la complexité résolue.*

Constantin Brancusi

### Sommaire

---

<b>2.1</b>	<b>Introduction</b>	<b>20</b>
<b>2.2</b>	<b>Description du modèle</b>	<b>21</b>
2.2.1	Glace en surface	22
2.2.2	Microphysique	24
<b>2.3</b>	<b>Sensibilité globale du cycle de l'eau aux paramètres du modèle</b>	<b>27</b>
2.3.1	Paramètres	27
2.3.2	Simulation de référence	27
2.3.3	Effet global de la microphysique améliorée	29
2.3.4	Sensibilité aux paramètres	30
<b>2.4</b>	<b>Analyse et comparaison avec les observations</b>	<b>37</b>
2.4.1	Effet des nuages radiativement actifs sur le cycle de l'eau	37
2.4.2	Effet sur la distribution verticale de poussière	38
2.4.3	Sursaturation	42
2.4.4	Bilan de glace polaire en surface	44
2.4.5	Exploration de l'espace des paramètres et réglage du cycle de l'eau	44
<b>2.5</b>	<b>Conclusion</b>	<b>47</b>

---

*Ce chapitre, constitué d'un article, aborde la problématique de la modélisation du cycle de l'eau avec des nuages radiativement actifs, et lui fournit une solution grâce à l'apport d'un réalisme supplémentaire avec une microphysique avancée des nuages. Cet exemple de modélisation montre comment j'ai participé à un développement majeur du modèle, ce qui m'a permis par la suite de maîtriser au mieux cet outil pour mener à bien l'assimilation. Le plus grand réalisme du GCM obtenu suite à cet effort de modélisation donne lieu à un couplage des cycles des poussières et de l'eau, dont les aérosols dominent la structure thermique de l'atmosphère martienne, comme il a été dit dans le chapitre 1. En anticipant un peu sur la suite de l'étude, l'apport de la microphysique des nuages est très pertinent, car elle répond à la question du rôle des nuages dans la formation des couches détachées de poussière, dont l'effet thermique est assimilé dans le chapitre 5, et permet d'aborder avec le meilleur modèle possible l'assimilation conjointe de la glace et des poussières dans le chapitre 6.*

## **Article : Global Climate Modeling of the Martian water cycle with improved microphysics and radiatively active water ice clouds**

L'article qui suit (Navarro et al., 2014a) a été publié le 8 juillet 2014 dans la revue *Journal of Geophysical Research : Planets*. La référence complète est : Navarro, T., J.-B Madeleine, F. Forget, A. Spiga, E. Millour, F. Montmessin, and A. Määttänen (2014), **Global climate modeling of the Martian water cycle with improved microphysics and radiatively active water ice clouds** *J. Geophys. Res. Planets*, 119, 1479–1495, doi :10.1002/2013JE004550.

**Résumé** Les nuages de glace d'eau jouent un rôle clé dans le transfert radiatif de l'atmosphère martienne, en affectant sa structure thermique, sa circulation, et par conséquent le cycle de l'eau. Des études récentes incluant le transfert radiatif des nuages dans un GCM ont trouvé que ces rétroactions amplifient les défauts du modèle. En particulier, elles empêchent le modèle avec une microphysique simple de reproduire les caractéristiques les plus basiques du cycle de l'eau. Dans ce contexte, nous proposons une implémentation du cycle de l'eau dans les GCMs, qui inclut une microphysique détaillée des nuages, prenant en compte la nucléation sur des particules de poussière, la croissance des particules de glace et le lessivage des particules de poussière en raison de la condensation de la glace. Nous avons implémenté ces nouvelles méthodes dans le GCM du LMD et nous avons trouvé un accord satisfaisant avec les observations de la vapeur d'eau et l'opacité des nuages de l'instrument TES, avec une amélioration significative si un GCM tient compte des effets radiatifs des nuages sans cette implémentation. Toutefois, un manque de vapeur d'eau dans les tropiques après  $L_s=180^\circ$  persiste dans les simulations par rapport aux observations, en raison d'un renforcement de la cellule de Hadley dû à l'effet radiatif des nuages de la ceinture d'aphélie. Nos améliorations nous permettent également d'explorer des questions soulevées par les récentes observations de l'atmosphère martienne. La sursaturation au-dessus de l'hygropause est prédite en accord avec les observations de l'instrument SPICAM. Le modèle suggère également pour la première fois que le lessivage de la poussière par les nuages de glace d'eau seuls ne permet pas d'expliquer l'origine des couches détachées de poussière observées par le Mars Climate Sounder.

**Abstract** Water ice clouds play a key role in the radiative transfer of the Martian atmosphere, impacting its thermal structure, its circulation, and, in turn, the water cycle. Recent studies including the radiative effects of clouds in Global Climate Models (GCMs) have found that the corresponding feedbacks amplify the model defaults. In particular, it prevents model with simple microphysics to reproduce even the basic characteristic of the water cycle. Within that context, we propose a new implementation of the water cycle in GCMs, including a detailed cloud microphysics taking into account nucleation on dust particles, ice particle growth, and scavenging of dust particles due to the condensation of ice. We implement these new methods in the Laboratoire de Météorologie Dynamique GCM and find satisfying agreement with the Thermal Emission Spectrometer observations of both water vapor and cloud opacities, with a significant improvement when compared to GCMs taking into account radiative effects of water ice clouds without this implementation. However, a lack of water vapor in the tropics after  $L_s = 180^\circ$  is persistent in simulations compared to observations, as a consequence of aphelion cloud radiative effects strengthening the Hadley cell. Our improvements also allow us to explore questions raised by recent observations of the Martian atmosphere. Supersaturation above the hygro-pause is predicted in line with SPICAM (SPectroscopy for Investigation of Characteristics of the Atmosphere of Mars) observations. The model also suggests for the first time that the scavenging of dust by water ice clouds alone fails to fully account for the detached dust layers observed by the Mars Climate Sounder.



## 2.1 Introduction

The Martian water cycle is an important component of the Martian climate. The repeatable seasonal cycle of water vapor was first characterized from orbit by the Viking Mars Atmospheric Water Detector (MAWD) (Jakosky and Farmer, 1982), and later monitored for several years by the Thermal Emission Spectrometer (TES) onboard Mars Global Surveyor (MGS) (Smith et al., 2001; Smith, 2004), as well as the Mars Express instruments (Fedorova et al., 2006; Fouchet et al., 2007; Tschimmel et al., 2008; Maltagliati et al., 2011). TES was also used to monitor the water ice cloud opacities around 2 P.M. local time. In light of these measurements, a first generation of numerical models that are able to simulate the main characteristics of the observed cycle was developed by introducing water vapor sublimation, condensation and transport in three dimensional Global Climate Model (GCM). Richardson and Wilson (2002) first described the major mechanisms controlling the cycle. Montmessin et al. (2004) obtained similar results and analyzed the importance of clouds in the overall water transport. However, these models did not take into account the radiative effect of water ice clouds which had long been assumed to negligible (Zurek et al., 1992).

It is only recently that clouds have been acknowledged to play a key role on the temperature structure of the Martian atmosphere. Haberle et al. (1999), Colaprete et al. (1999) and Hinson and Wilson (2004) showed that they could create thermal inversions and explain temperature profiles observed in locations where clouds were present. Wilson et al. (2008) showed that the atmospheric temperatures in the equatorial region could only be fully explained by taking into account the radiative effect of clouds. Finally, Madeleine et al. (2012) studied the local and global effects of radiatively active clouds in the LMD GCM and showed that they help reduce global temperature biases between model and observations throughout northern spring and summer. This was also briefly discussed by Urata and Toon (2013) using a new GCM derived from the National Center for Atmospheric Research (NCAR) Community Atmosphere Model. However, Madeleine et al. (2012), Urata and Toon (2013), and unpublished studies performed with other Martian climate models (NASA Ames GCM, Haberle et al. 2011; Geophysical Fluid Dynamic Laboratory (GFDL) GCM, R. J. Wilson, personal communication) found that, taken into account, the radiative effects of clouds had a strong negative impact on the modeled water cycle which cannot be simulated realistically. In most cases, it tended to be much drier than without radiative effects of clouds. Haberle et al. (2011) attributed this to unrealistic spurious water ice clouds that form above the northern polar cap during summer, affecting the global radiation budget at the surface, and therefore reducing the total amount of water vapor released in the atmosphere. Urata and Toon (2013) also found that “it was extremely difficult to simultaneously duplicate the observed cloud opacities in the high summer latitudes due to the highly coupled nature of the polar cap temperature, cloud formation, atmospheric heating and cooling by clouds, and the saturation vapor pressure”. They concluded that their model failed “to take into account some process that occurs at high latitudes in the summer hemisphere that suppresses cloud formation”, and suggested that this process could be supersaturation. They were inspired by the observations of Maltagliati et al. (2011) who reported the presence of water vapor in supersaturation above the hygropause using Mars Express SPICAM (SPectroscopy for Investigation of Characteristics of the Atmosphere of Mars) solar occultation. In most GCMs, including the LMD GCM until today, such supersaturations were not taken into account. Condensation was assumed

to occur when saturation is reached, and all the excess water converted into ice.

In this paper we investigate the effects of radiatively active clouds on the atmospheric water ice and vapor in a GCM that consistently models the nucleation of cloud particles and their growth in supersaturated atmosphere. We show that it prevents the formation of water ice clouds above the northern polar cap during summer. A description of the new water cycle model (including the detailed microphysics scheme, as well as a better representation of permanent ice caps) is given in section 2.2 Section 2.3 describes the GCM results, the necessity for the microphysical modeling of clouds, and the influence of tunable parameters. Section 2.4 compares simulations to TES measurements and discusses the various interactions and features of the water cycle.

## 2.2 Model description

The model used in this paper is the Mars General Circulation Model (GCM) developed at Laboratoire de Météorologie Dynamique (LMD) (Forget et al., 1999)

The dynamical core that integrates the fluid hydrodynamic equations for the atmosphere is a finite difference numerical model. The horizontal discretization is a longitude-latitude grid and the vertical discretization uses hybrid  $\sigma$ -pressure coordinates. Due to the longitude-latitude grid, the Courant-Friedrichs-Lewy criterion is violated in upper latitudes, and a classical Fourier filter is applied at the pole to the dynamical variables, such as the horizontal wind, the temperature and the surface pressure (Forget et al., 1999)

The physical parametrization of the model takes into account emission and absorption of CO<sub>2</sub> gas in infrared, as well as emission, absorption and scattering of two aerosols: airborne dust (Madeleine et al., 2011) and water ice (Madeleine et al., 2012). The seasonal variations of atmospheric mass by condensation of CO<sub>2</sub> (Forget et al., 1998) reproduce the pressure cycle as measured by Viking lander (Hess et al., 1980). A sub-grid scale convection using a thermal plume model is parametrized in the planetary boundary layer (Colaïtis et al., 2013). A photochemical module with 15 species (Lefèvre et al., 2004, 2008) is implemented in the model, and is used only in one specific case in section 2.4.3. The model has an extension to the thermosphere up to the exobase around 250 km (Angelats i Coll et al., 2005; González-Galindo et al., 2009), but it is not activated in the simulations of the present paper.

The ground is modeled with 18 subsurface layers down to 18 meters with a horizontally and vertically varying thermal inertia to solve the thermal conduction for underground thermal inertia values ranging from 30 to 2000 Jm<sup>-2</sup>K<sup>-1</sup>s<sup>-1/2</sup>. The CO<sub>2</sub> cycle is tuned thanks to, among other things, the CO<sub>2</sub> ice albedo and the underground thermal inertia in the model, representing the underground water ice centimeters below the surface from mid-latitude to the pole in both hemispheres (Haberle et al., 2008).

Airborne dust distribution is simulated using a “semi-interactive” scheme (Madeleine et al., 2011): the shape of the dust vertical profiles freely evolves with atmospheric mixing, but the total column values are rescaled to match the observed opacities as compiled by Montabone et al. (2015). The transported dust is modeled using a two-moment scheme (Madeleine et al., 2011). The two moments are the number mixing ratio dust particles (number of particles per kg of air) and the mass mixing ratio (kg per kg of air). Each quantity is advected independently and, assuming a lognormal size distribution, the effective radius of dust particles can be computed. A constant and homogeneous dust lifting value is used as a source of dust, balanced by a size-

dependant gravitational sedimentation. Below, we describe how this scheme is now used to parametrize the scavenging of dust particles by water ice condensation.

### 2.2.1 Ground water ice

#### Permanent ice reservoirs

The model uses thermal inertia and albedo derived from TES measurements (Putzig and Mellon, 2007). However, the permanent water ice reservoirs on the northern polar ice cap, the main source of Martian atmospheric water in the model, are modeled with their own prescribed albedo and thermal inertia, instead of using surface values derived from spacecraft data. Using true ice thermal inertia and albedo data is indeed more suitable to a GCM, as it simulates actual perennial surface water ice, instead of relying on measurements that mix bare ground and ice within a GCM grid mesh.

Albedo and thermal inertia values of this ice are left as tunable parameters because one cannot exactly know the ice surface purity, although acceptable values range from 0.3 to 0.5 for albedo (Wilson et al., 2007) and 500 to 2000  $\text{J}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{K}^{-1}\cdot\text{s}^{-1/2}$  (Putzig and Mellon, 2007) for thermal inertia.

The extent of a permanent ice reservoir in the GCM is simply the area of the corresponding mesh defined by the longitudinal-latitude grid. One of the main parameters for water vapor release is the surface temperature controlled by direct solar illumination or, equivalently, the latitude of the permanent ice reservoir, which can be used to define permanent reservoirs.

#### Amount of permanent ice

A new representation of perennial surface ice is used to better constrain on the water cycle than the simple distributions usually used in GCMs (Richardson and Wilson, 2002; Montmessin et al., 2004). The actual locations occupied by perennial surface water ice can be derived from summertime TES surface temperature because water ice tends to remain significantly colder than bare ground during northern summer as illustrated on Figure 2.1 (right,top).

In practice, we assumed that permanent ice is present when surface temperatures remain below 230 K above  $65^\circ\text{N}$  between  $L_s=90^\circ$  and  $L_s=120^\circ$ , and that the corresponding GCM grid points would be covered by water ice. This results in a realistic spatial distribution of permanent ice in the GCM with a good approximation of the ice variation with latitude Figure 2.1 (right,bottom) compares the total area of ice at a given latitude in the GCM (in the resolution used in this paper) and as retrieved from the observations (corrected to account for the imperfect spatial coverage). The modeled ice coverage is in good agreement with the observations, except at latitude  $75^\circ\text{N}$ , where the ice is overestimated in the GCM. However, as explained in section 2.4.5 this overestimation does not result in an overestimation of water vapor release.

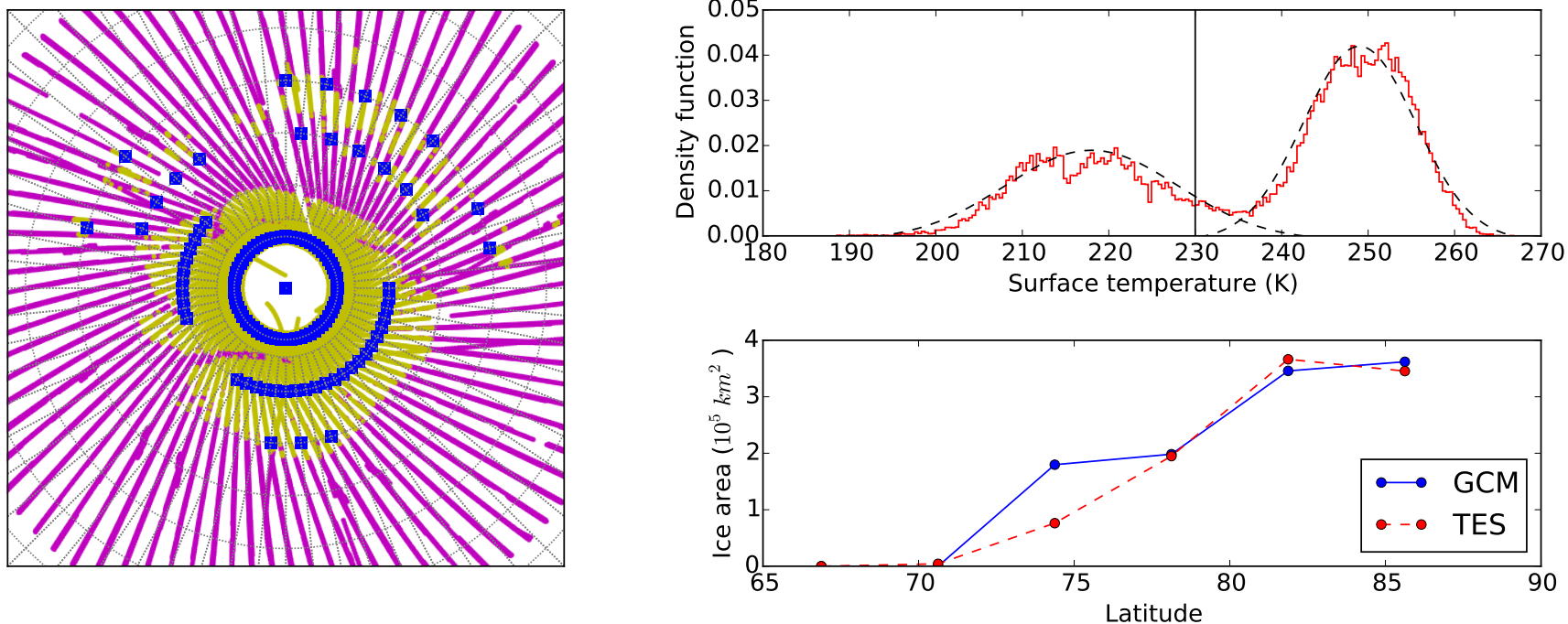


Figure 2.1: Surface temperatures between  $L_s=90^\circ$  and  $L_s=120^\circ$  for latitudes above  $65^\circ\text{N}$  and at local times between 10 A.M. and 5 P.M. Geographic distribution of daytime temperatures from TES between  $L_s=110^\circ$  and  $L_s=115^\circ$  above  $65^\circ\text{N}$  colder than 230 K (beige) and warmer (pink) and representation in the GCM (left panel). Distribution of these temperatures (red) and two gaussian fits (dashed) of the underlying cold and warm distributions (upper right panel). Ice as a function of latitude from TES temperatures and as prescribed in the GCM (lower right panel).

## Seasonal frost

As for polar ice reservoirs, seasonal frost can modify surface albedo. We use a threshold value of 5 microns, as in Richardson and Wilson (2002) and Montmessin et al. (2004), of surface ice deposition to change surface albedo from bare soil albedo to the same value prescribed for the perennial north polar cap reservoirs. This choice was made in order to reduce the number of tunable parameters. In reality, both albedos are significantly variable in space and time (in the future it may be possible to improve - and complicate - the model by better representing the perennial surface ice and the frost albedo). The maximal extent of the observed seasonal frost to latitudes around 50°N and 50°S is reproduced. The diffusion of water vapor into the regolith is not included.

## Sublimation scheme

The sublimation of surface ice deposits is controlled by the surface turbulent flux (Forget et al., 1999; Montmessin et al., 2004):

$$E_w = \rho C_d u_* (q_{sat} - q_w) \quad (2.1)$$

where  $E_w$  is the turbulent flux of water into the lowest atmospheric model layer,  $\rho$  is the atmospheric density near the ground,  $C_d$  is the aerodynamic drag coefficient,  $u_*$  is the friction velocity, and  $q_w$  is the mass mixing ratio of water vapor ( $q_{sat}$  is the saturation mass mixing ratio at surface temperature) in the first layer.  $C_d$  depends, among other variables, on the surface roughness coefficient and on the Richardson number (see Colaitis et al. 2013). Equation 2.1 shows that the amount of water ice that is sublimated depends on both the humidity and the intensity of the turbulent mixing close to the surface.

## 2.2.2 Microphysics

### Cloud microphysics under Martian conditions

In the previous studies performed with the GCM (Montmessin et al., 2004; Madeleine et al., 2012), the cloud scheme was rather simplistic: water vapor is turned instantaneously into ice, or the other way around, to reach the saturation pressure and the number of ice particles is defined as a fixed fraction of available dust particles. However, it is well known that in the atmosphere the water vapor phase does not suddenly turn into a condensed phase as soon as saturation, mainly controlled by temperature, is reached. Instead, ice particles nucleate and grow onto airborne dust (see e.g. Määttä et al., 2005). Such processes have a tight control of the properties of the clouds as well as on the remaining vapor phase. Nucleation eventually determines the number of dust nuclei onto which water vapor will condense. Inclusion of these two processes makes predictions for cloud particle size physically consistent and also allows the existence of substantial amounts of supersaturation (e.g., when dust nuclei are too sparse). We included a microphysics scheme adapted from Montmessin et al. (2002) in the GCM. The main motivations are to address the effect of dust scavenging by water ice clouds, allow supersaturation of water vapor, and correctly predict water ice clouds characteristics.

## Nucleation

As on Earth, airborne dust is expected to play the role of condensation nuclei under Martian atmospheric conditions (Gooding, 1986), referred below as *CCN* for Cloud Condensation Nuclei. Therefore, we assume that nucleation occurs within the frame of the theory of heterogeneous nucleation. As described in Montmessin et al. (2002), the number of activated CCN by nucleation depends on a poorly constrained contact parameter  $m$ , given by  $m = \cos \theta$  with  $\theta$  the “contact angle” (in the liquid phase it is the angle of the interface between the droplet and its nucleus). In the case of a nucleation as efficient as possible, the contact would be maximized with  $m$  equal to 1. In reality, this contact parameter depends on the intrinsic properties of water and Martian dust. Laboratory experiments on Mars dust analogs have typically found values ranging between 0.97 and 0.93, or even lower values (down to  $m = 0.84$ ) at temperatures below 180 K, with nucleation becoming more difficult when lowering temperatures (Trainer et al., 2009; Iraci et al., 2010; Phebus et al., 2011). The sensitivity of the modeled water cycle with  $m$  is discussed in section 2.3.1.

In practice, in the GCM, the dust particles which are activated are transferred into a new kind of tracers, the CCN. The quantity and size distribution of CCN is described in each model boxes by their own mass-mixing ratio and number-mixing ratio assuming a lognormal distribution and an effective variance of 0.1 (in other words, we use the two-moment scheme of Madeleine et al. (2011) for the dry dust particles, and add the CCN size distribution that differs from the dust size distribution). To implement the nucleation process itself (i.e., to compute the mass and the number of dust particles which become CCN at every timestep in a model gridbox), we first discretize the dust distribution around the mean radius. Then, in each radius bin, we perform nucleation as described in section 2.1 in Montmessin et al. (2002). The new distributions of dust and CCN are the sum over the radius bins for the mass and the number of particles. We use 5 bins for this discretization from 0.1 to 50 microns. Tests did not show a significative difference when using 50 bins.

## Condensation

We use the formulation of Montmessin et al. (2002) for the growth of ice crystals:

$$\frac{dr}{dt} = \frac{1}{r} \left( \frac{S - S^*}{R_c + R_d} \right) \quad (2.2)$$

with  $r$  the radius of the crystal (assumed to be spherical),  $S$  the saturation ratio between water vapor partial pressure and the saturation pressure,  $S^*$  the saturation ratio at equilibrium taking into account the crystal surface curvature (Kelvin effect) and  $R_c$  and  $R_d$  the heat and diffusive resistances described in Montmessin et al. (2004) and Montmessin et al. (2002).

We initially introduced equation 2.2 and the formulation for nucleation of Montmessin et al. (2002) in the GCM using a 15 minutes timestep with an explicit numerical scheme. This led to a severe underestimation of  $r$  for ice clouds formed in the model and an overestimation of the amount of CCN involved. Underestimating the radius has dramatic effects on the cloud evolution in case of radiatively active clouds. Indeed, if the same amount of ice is condensed on a greater number of particles, the resulting cloud has smaller particles and hence higher opacity. In particular, any local drop in temperature due to the radiative effect of clouds is overestimated, leading to

increased saturation ratio (even if the amount of water vapor decreases), reinforcing nuclei activation. This positive feedback loop between cloud formation and temperature, controlled by the ice particles size and number, yields unrealistic cloud opacities. Again, radiatively active clouds do not only modify Martian dynamics on a large scale (Hinson and Wilson, 2004; Madeleine et al., 2012) but also the structure and the formation of the clouds themselves due to microphysical processes on the local scale. Therefore, it appears that the use of an elaborate microphysical scheme in a GCM needs to be followed by a careful understanding of the ice particle size dependence to the integration timestep. Various tests with single column model and 3-D simulations led us to conclude that it is necessary to couple both nucleation and condensation through subimesteps no larger than one minute. In particular, this was necessary to prevent the formation of unrealistic clouds above the North Pole during summer, as explained in section 2.3.3.

### Scavenging

Scavenging is a key physical process on the Earth, allowing for the “cleaning” of the atmosphere from aerosols through water precipitation. On Mars, scavenging is thought to play a role in the dust cycle (Clancy et al., 1996), but detailed studies are lacking. Modeling scavenging of dust particles working as cloud nuclei is straightforward in our new cloud microphysical scheme is implemented: CCN are advected like any other tracer in the GCM. As nucleation occurs, dust particles are converted to CCN, incorporated into ice crystals, while the number of remaining “ice-free” dust particles is reduced accordingly. CCN sediment and the ice particles are released only after all of the ice crystals have sublimated, returning to the “ice-free” dust inventory.

In our model, one specificity is that the mass and number of dust particles are multiplied by a conversion factor at each timestep so that the dust column matches the observed column-opacities (see Madeleine et al. 2011). We use the same conversion factor for CCN when it comes to getting actual values of mass and number at each timestep. This implies the following two assumptions:

1. CCN do not affect radiative transfer. In other words, dust captive into ice crystals does not interact with light and extinction by ice dominates.
2. The typical lifetime of CCN in ice particles is lower than the typical time associated with major dust changes. Indeed the conversion factor used for dust varies with time and space according to changes in prescribed dust opacity. If a dust particle is sequestered in an ice crystal, the conversion factor is then based on the local dust conditions and not on the conditions where and when the dust particle was captured by ice.

Within and below the clouds, the scavenging of dust by falling crystals which could intercept and coalesce with the dust particles is neglected. The mass flux associated with this process can be estimated following Seinfeld (1986). On Mars, it is 2 to 3 orders of magnitude smaller than the sedimentation flux of CCN.

## 2.3 Global water cycle sensitivity to model parameters

### 2.3.1 Parameters

Modeling the water cycle requires the setting of values for four poorly constrained model parameters: the albedo of surface ice and frost, the thermal inertia of perennial water ice deposits, the contact parameter  $m$  and the variance of the size distribution of the ice cloud particles which affects the radiative properties of the clouds and the sedimentation flux of ice cloud particles. This last point has a strong impact on the model results because the cloud particle size effective variance  $\nu_{eff}$  is directly used to calculate the sedimentation flux via an “effective” fall radius  $r^{sed} = r_c(1 + \nu_{eff})^3$  used in the Stokes-Cunningham relationship for falling particles (Montmessin et al., 2004), with  $r_c$  the mass mean radius. This reflects the fact that, when it comes to the mass transport of a population of particles due to sedimentation,  $r_c$  is biased toward larger particles.

The three reference diagnostics, collected from observations, for the tuning values of the four model parameters are (1) the sublimation peak of water vapor during northern summer solstice of  $60 \text{ pr} \cdot \mu\text{m}$ , (2) the zonal mean of the amount of atmospheric water vapor in the tropics during northern fall of  $10 \text{ pr} \cdot \mu\text{m}$ , and (3) the mean aphelion cloud belt opacity of  $0.15$  at  $825 \text{ cm}^{-1}$  at a local time of 2 P.M. These diagnostics have been chosen because they refer to quantities that are handy for physical interpretation and they well constrain the simulated water cycle. The sublimation peak controls most of the total atmospheric water vapor throughout the year on the whole planet, the opacity of the aphelion cloud belt constrains the impact of clouds on atmospheric temperatures (Madeleine et al., 2012), and the tropical water vapor is a good indicative of meridional transport of vapor from northern polar regions.

### 2.3.2 Reference run

The results in this section are obtained by running the LMD GCM at a resolution of  $64 \times 48$  on the longitude-latitude grid and 29 levels reaching a maximum altitude above ground of  $0.02 \text{ Pa}$ , about  $80 \text{ km}$ . The column dust opacity is prescribed at a given location and time using a scenario derived from observational data (Montabone et al., 2015). The scenario for Martian Year (MY) 26 has been used by default, because it is representative of years without a global dust storm. Results for other years are addressed in section 2.3.3.



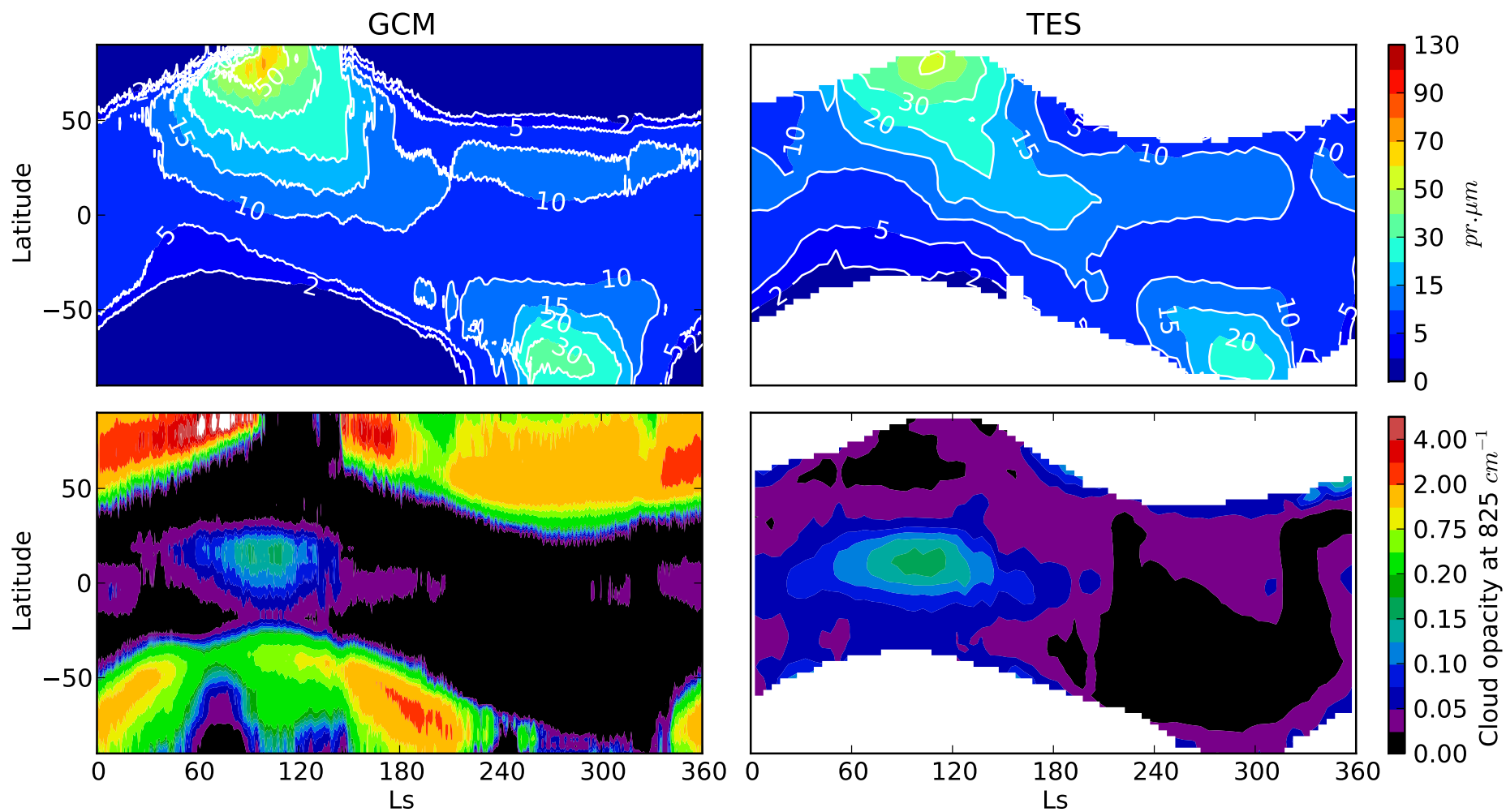


Figure 2.2: Zonal mean quantities at 14h local time for MY26 of atmospheric water vapor as simulated by the GCM (top left) and observed by TES (top right), GCM cloud opacity (bottom left) and TES cloud opacity (bottom right)

The tunable parameters have been set to the values compiled in table 2.1. These specific values were chosen in order to obtain a realistic water cycle. The overall simulated water cycle is compared to TES observations (Smith, 2004) during MY26.

An equilibrated state for the water cycle is reached after 20 years of simulation (Figure 2.2). The main difference between the modeled zonal average water vapor fields and the TES observations is the summer sublimation peak at the North Pole, whose amplitude is 30% too large, and the amount of water vapor in the Northern Hemisphere tropics after  $L_s=180^\circ$ , which is too low in the GCM. The difference in timing for the peak of the frost sublimation in the Southern hemisphere is mainly controlled by the seasonal timing of the  $\text{CO}_2$  ice cap sublimation.

Parameter	value
Contact parameter $m$	0.95
Effective variance for sedimentation $\nu_{eff}$	0.1
Albedo of frost and permanent ice	0.35
Thermal inertia of permanent ice	800 tiu

Table 2.1: Parameters used for the reference run

### 2.3.3 Global effect of the improved microphysics

The effect of the microphysics on the water cycle of the reference run is fundamental. This is illustrated in figure 2.3 for two different simulations. The first one is the reference run, and the second one is the same simulation, except that the cloud microphysics scheme is not used and supersaturated water vapor is turned instantaneously into ice with a predefined number of ice particles, as said in Montmessin et al. (2004). The cloud opacity shows that, for this second simulation, the polar hood clouds persist throughout the summer.

As mentioned above, this situation is not realistic, as observations by the MGS Mars Orbiter Camera (Wang and Ingersoll, 2002) or TES (Smith et al., 2002) show that clouds above the northern polar cap during summer are intermittent, scattered across the polar region and very faint. For the reference run, we see a quasi-absence of polar clouds between  $L_s=100^\circ$  and  $L_s=145^\circ$ , as expected from observations. When comparing the two simulations, the infrared downward radiative flux is greater with the simulation without microphysics, while the visible flux is smaller. This is simply due to the fact that clouds limit the visible sunlight that reach the surface and they emit in the infrared band. The total downward radiative flux to the surface is substantially smaller for the simulation without microphysics, except at local time 2 A.M. after  $L_s = 120^\circ$ . This explains why the surface of perennial surface ice is colder for the simulation without microphysics, at all local times during the whole summer. As a consequence, the surface ice is sublimated in smaller quantities in the simulation without microphysics. Therefore, the column-integrated water vapor in the atmosphere is subsequently decreased for the simulation without microphysics. When the polar clouds reappear after  $L_s=145^\circ$  in the reference simulation, there is a decrease of the atmospheric water vapor because it is trapped in the clouds. Polar clouds also increase the total 2 A.M. radiative flux and the surface temperature after  $L_s=145^\circ$ , but the surface ice sublimation is not enhanced enough to overcompensate the loss of water vapor.

In this example, the continuous presence of polar clouds in the simulation without microphysics causes a decrease of the amount of water vapor released in the atmosphere, as in Haberle et al. (2011), Madeleine et al. (2012) and in the GFDL GCM (R. J. Wilson, personal communication). This behaviour is very dependent on the properties of clouds simulated in the model, and could also enhance the amount of water vapor if the total flux happens to be increased when compared to the reference simulation, if the infrared radiative flux to the surface caused by clouds overcompensates the loss of visible flux. The only realistic way to prevent such feedback loops is by having clear-sky conditions during the summer thanks to the use of the microphysics, such as illustrated by the reference simulation.

One should also be aware that the simulation without microphysics induces a global water cycle that is not in a steady state, and the next years of simulation would have less and less water vapor at the pole, and on the whole planet.

It is worth noting that even in the reference simulation, polar clouds that exist before  $L_s=100^\circ$  seem to still play a role on the surface temperature and the amount of atmospheric water vapor. There is an extreme sensitivity of the whole water cycle to the critical short period of the summer solstice at the North Pole as already noted by Urata and Toon (2013).

### **2.3.4 Sensitivity to Parameters**

#### **Surface ice albedo and thermal inertia**

The reference simulation is a basis for analysis and comprehension of the water cycle and of the sensitivity to the previously mentioned parameters. Figures 2.4, 2.5, 2.6 and 2.7 explore the influence of parameters on the atmospheric water vapor and clouds after five years of simulation starting from the same reference steady state of the reference run. A decrease of albedo or thermal inertia of the perennial surface ice increases the overall humidity and cloud opacity, especially in the aphelion cloud belt (Figures 2.4 and 2.5). With such parameters, quantities sublimated at the North Pole are larger than in the reference run due to warmer surface temperatures for the perennial surface ice. Because of this, the period during which the North Pole is free of clouds is reduced in these warm and wet cases, thus giving more weight to the undesired relation between clouds and the total water vapor released in the atmosphere, as explained in section 2.3.3. The use of a smaller timestep for microphysics does not change the resulting cloud fields in simulations. Thus, it remains unclear if this behaviour would be real in cases with higher surface temperatures or is a limitation of the model for these cases.

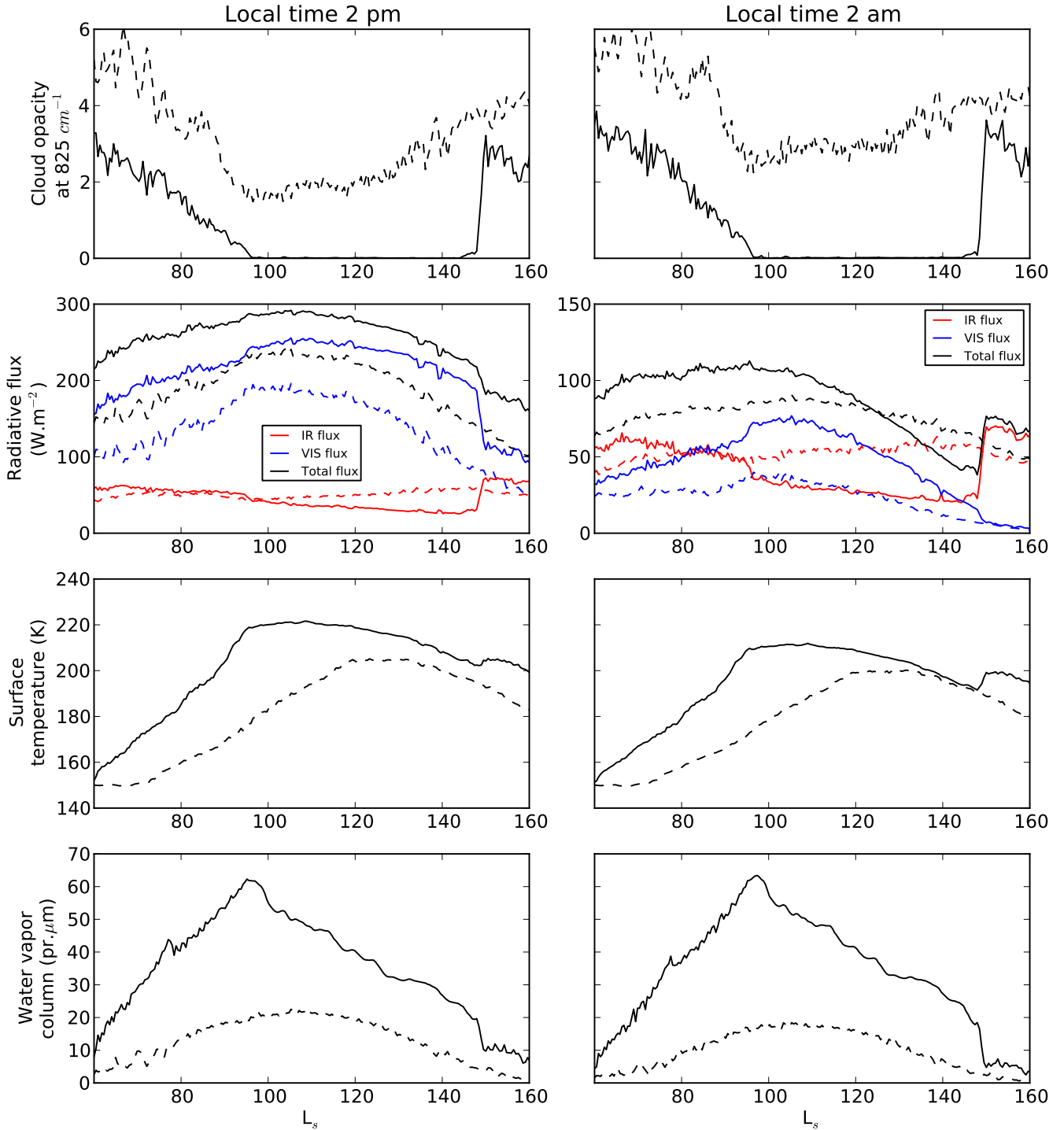


Figure 2.3: Zonal mean quantities for latitudes  $75^{\circ}\text{N}$  to  $90^{\circ}\text{N}$  for simulations with microphysics (plain) and without (dashed), between  $L_s=60^{\circ}$  and  $L_s=160^{\circ}$ . Left column shows values at local time 2 P.M. and right column at local time 2 A.M. The first row shows the cloud opacity at  $825\text{ cm}^{-1}$ . The second row shows the total radiative flux received at the surface (black), and its infrared (red) and visible (blue) contributions. The third row shows the surface temperatures for the perennial surface ice only. The fourth row shows the atmospheric water vapor. Note that the vertical axis is not the same for the radiative flux budget at the two different local hours, unlike the other rows.

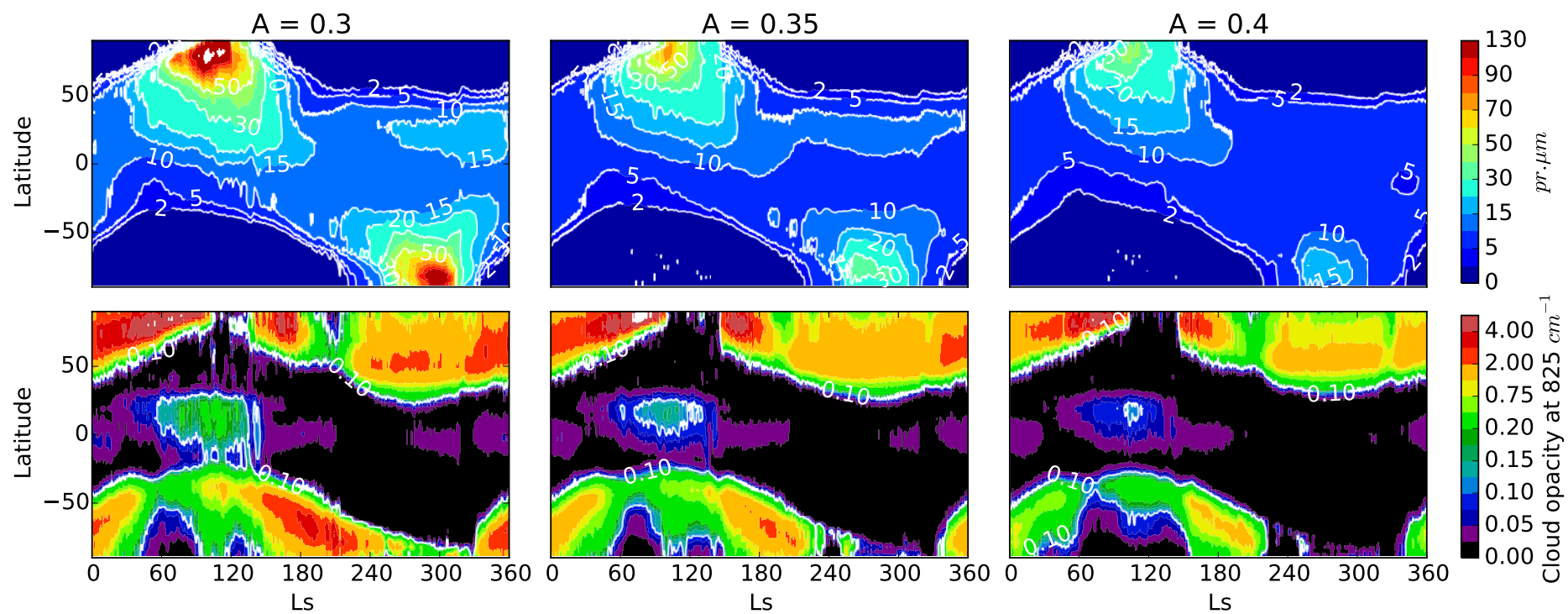


Figure 2.4: GCM zonal mean quantities during daytime for MY26 of atmospheric water vapor (top row) and cloud opacity (bottom row) with three different values of albedo for perennial surface ice : 0.3 (left), 0.35 (middle) and 0.4 (right)

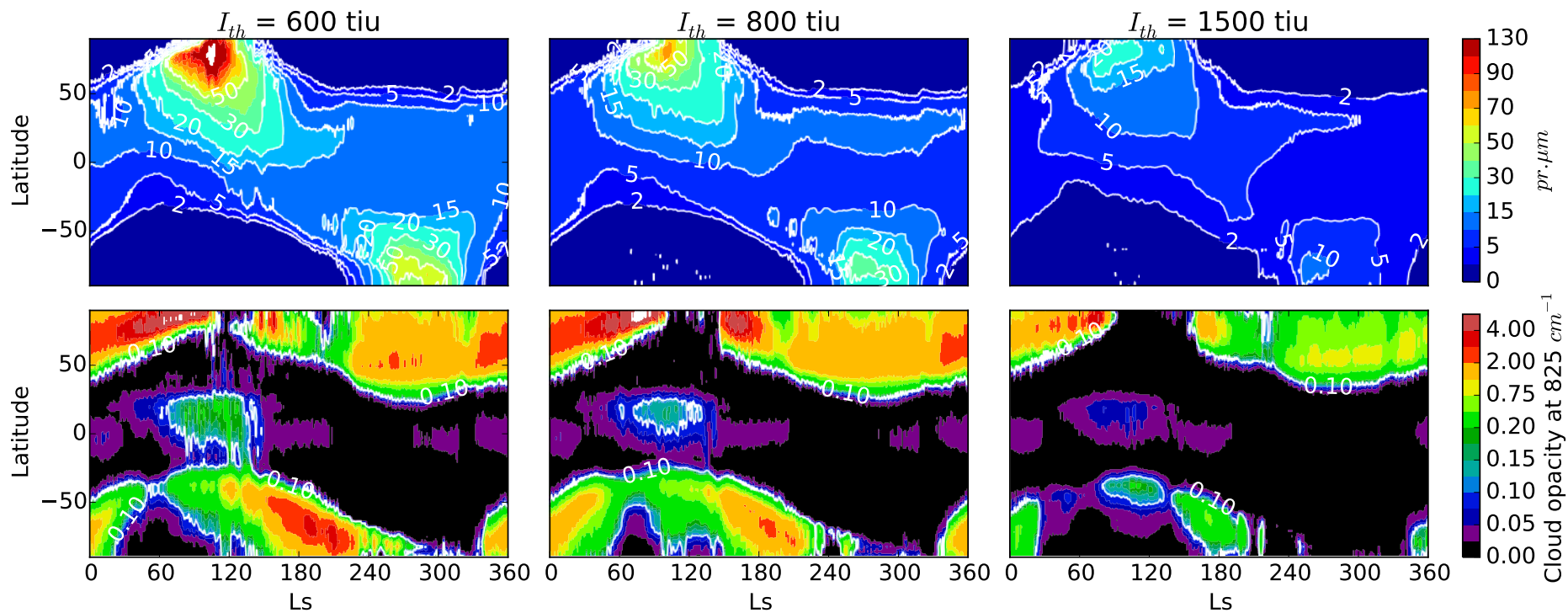


Figure 2.5: GCM zonal mean quantities during daytime for MY26 of atmospheric water vapor (top row) and cloud opacity (bottom row) with three different values of thermal inertia for perennial surface ice : 600 t.i.u. (left), 800 t.i.u. (middle) and 1500 t.i.u. (right). N.B.:  $\text{tiu} = \text{J} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{K}^{-1} \cdot \text{s}^{-\frac{1}{2}}$

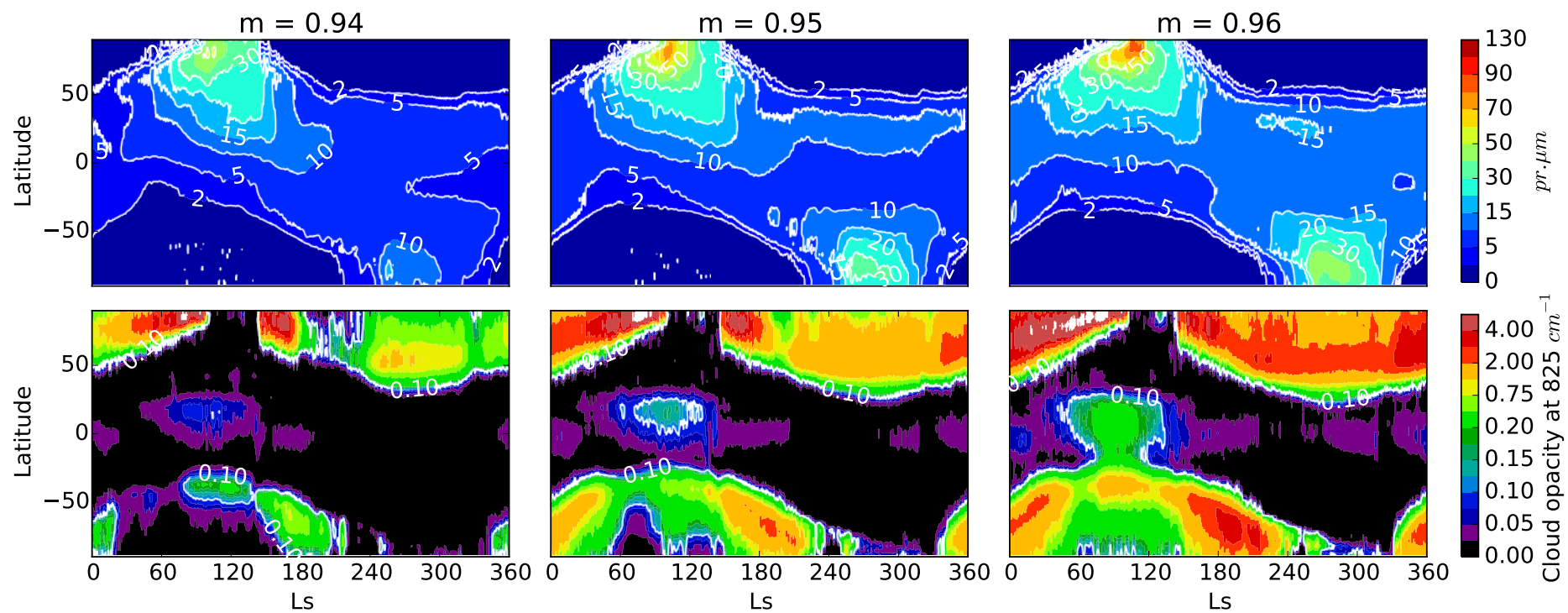


Figure 2.6: GCM zonal mean quantities during daytime for MY26 of atmospheric water vapor (top row) and cloud opacity (bottom row) with three different values of contact parameter : 0.94 (left), 0.95 (middle) and 0.96 (right)



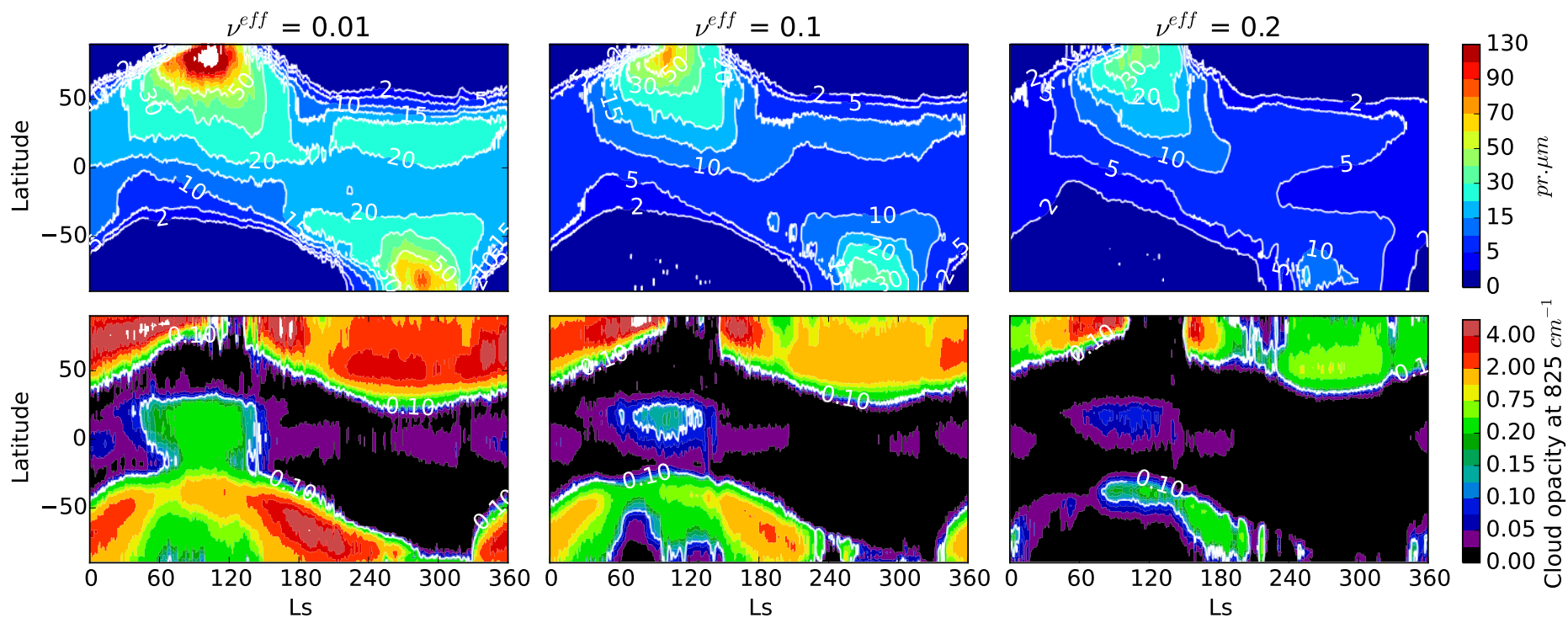


Figure 2.7: GCM zonal mean quantities during daytime for MY26 of atmospheric water vapor (top row) and cloud opacity (bottom row) with three different values of cloud particle size distribution effective variance for sedimentation : 0.01 (left), 0.1 (middle) and 0.2 (right). Note that we keep the value of the effective variance for the radiative transfer to the same value of 0.1 in all cases.



Changing values of the ice thermal inertia or albedo has the same qualitative impact on the sublimation peak at the North Pole, although the impact of each parameter on the diurnal cycle of surface temperatures of surface perennial ice is different. A decrease of albedo or thermal inertia results in higher water vapor column values from  $L_s=250^\circ$  to  $L_s=360^\circ$  in the Northern Hemisphere. However, the higher sublimation peak near the South Pole is more emphasized with the decrease of albedo than with the decrease of thermal inertia. This can be explained by the fact that thermal inertia only impacts the perennial surface ice on the North Pole, whereas albedo impacts any surface ice thicker than  $5 \mu\text{m}$ . Hence, seasonal frost sublimation is enhanced in those two places when the ice albedo is decreased. Conversely, an increase of albedo, or thermal inertia, tends to dry out the water cycle and produce fainter aphelion clouds.

### **Nucleation contact parameter and effective variance of the cloud particle size distribution**

The contact parameter controls the amount of activated nuclei in water ice clouds. Increasing the contact parameter, i.e., the efficiency of nucleation, increases the number of ice particles for a given cloud mass (as long as all CCN are not activated). Hence, the size of ice particles is lowered and the sedimentation of clouds is less effective. This impacts the transport of water from polar regions to lower latitude regions, which is made easier due to longer lasting clouds (Montmessin et al., 2004). It follows that the atmosphere keeps more water vapor (figure 2.6). The same statement stands for the effective variance of sedimentation (figure 2.7): a decrease of the variance decreases sedimentation, and increases the global amount of water vapor in the atmosphere. Varying the contact parameter between 0.94 and 0.96 as presented here changes the number of ice particles by two orders of magnitude. This helps to prevent the formation of polar clouds above the North Pole around summer solstice, more efficiently than what a change of the effective variance for sedimentation would produce. This is shown in the left panels of figure 2.6, where the sublimation peak at the North Pole is less pronounced than the three other wet cases for the other parameters. In other words, increasing the contact parameter tends to increase the water vapor column in the tropics rather than the vapor near the North Pole. Conversely, an increase of sedimentation due to a smaller contact parameter or a larger effective variance limits the transport of water and tends to dry the atmosphere.

## 2.4 Analysis and comparison with observations

### 2.4.1 Effect of radiatively active clouds on the global water cycle

One simple and obvious way to assess the effect of radiatively active clouds on the modeled global water cycle is to compare simulations with and without radiatively active clouds. All other things being equal, the main difference is the amount of vapor sublimated at the North Pole that is almost twice lower with radiatively inactive clouds than with active clouds (not shown). This discrepancy is caused both by the direct effect of radiatively active clouds on the surface temperature before  $L_s=90^\circ$ , and the induced stronger baroclinic wave activity at the same period that generates stronger winds and enhances sublimation flux from surface to atmosphere, as can be inferred from section 2.2.1. The global amount of water vapor is primarily controlled by this sublimation peak at the North Pole. To explore other factors than this dominant one, we lowered the surface ice albedo and thermal inertia in the simulation with radiatively inactive clouds to increase the surface temperature and thus the sublimating flux of vapor. The most prominent difference between a simulation with radiatively active clouds and one without is then the amount of atmospheric water vapor that is advected from the North Pole to the tropics during northern spring and summer, as seen in figure 2.8. This is due to the strengthening of the Hadley cell with radiatively active clouds (Madeleine et al., 2012) which traps more efficiently water vapor at latitudes  $40^\circ$  to  $60^\circ$  N. Indeed, the vertical extension of the Hadley cell above the hygropause is more emphasized with radiatively active clouds than without. This manifestation of the so-called “Clancy effect” Clancy et al. (1996) is reinforced by radiatively active clouds and changes the equatorward transport of water vapor.

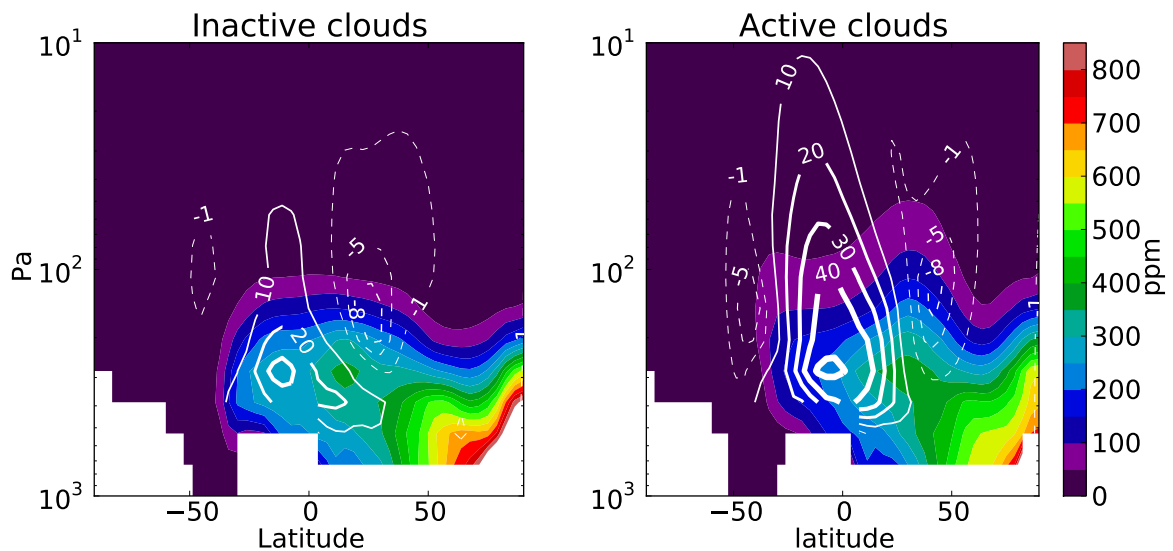


Figure 2.8: Zonal mean of atmospheric water vapor (colours, volume mixing ratio), and stream function ( $10^8$  kg/s contoured lines) averaged over  $L_s=120^\circ$ - $150^\circ$  with radiatively active clouds (right) and without (left)

### 2.4.2 Effect on dust vertical distribution

One motivation for the inclusion of dust scavenging by water ice clouds was to assess its influence on dust vertical distribution. In particular, it has been suggested that scavenging could explain the formation of the detached dust layers observed by the Mars Climate Sounder (MCS) (McCleese et al., 2010; Heavens et al., 2011b) by the enrichment of dust below the ice clouds (by releasing the dust when the cloud sublimates) or by depletion in the clouds (by decrease of dust quantities due to nucleation within the cloud). It is possible to assess the effect of scavenging on the whole simulation, and especially on the dust distribution by simply turning off the interactions of clouds with airborne dust in the simulations. In other words, if a cloud forms, CCN are activated but no dust is removed from the ambient atmosphere. When ice particles sublime, the released CCN just disappear and are not turned back into dust. From the reference simulation, it appears that turning on and off scavenging does not help to produce more dust detached layers. However, even without scavenging, the radiative effect of clouds sometimes favors the formation of such layers, as illustrated in the example of figure 2.9. This is due to the reinforcement of semi-diurnal waves with radiatively active clouds (Hinson and Wilson, 2004) that locally enhance upward winds. However, such layers only occur at rare and specific locations in our simulations. The example given in figure 2.9 is the most evident one with a detached layer, and is not representative of the dust vertical distribution throughout the simulation. Therefore radiatively active clouds, alone, cannot account for the formation of detached layers of dust, but it is worth noting their possible contribution in combination with other possible mechanisms (Spiga et al., 2013; Rafkin, 2012; Heavens et al., 2011a).

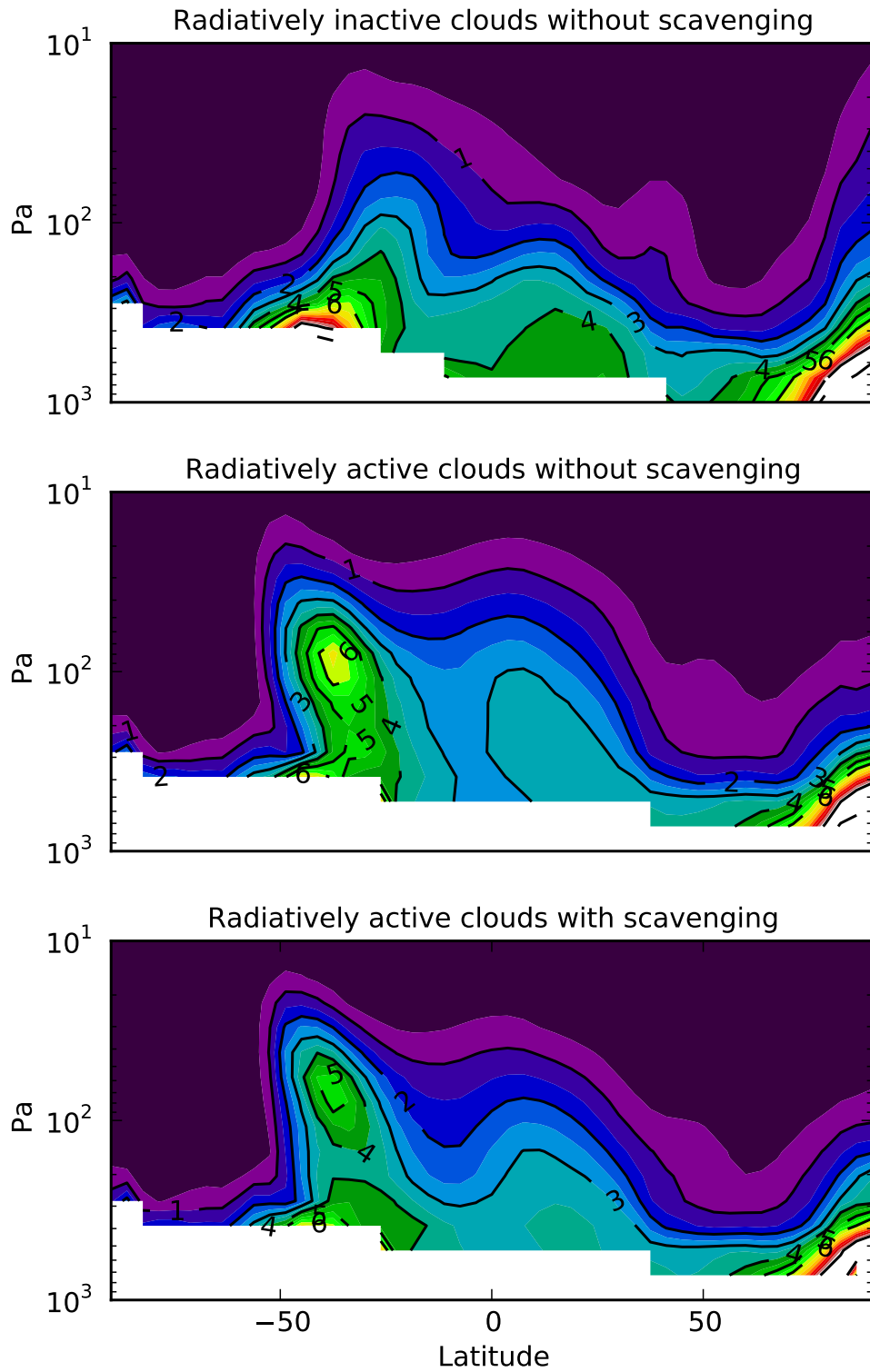


Figure 2.9: Mass mixing ratio of airborne dust (ppm) at longitude 25°W during the period  $L_s=90^\circ-120^\circ$  for a GCM simulation without radiatively active clouds (upper panel), with radiatively active clouds but without scavenging (middle panel), with both radiatively active clouds and scavenging (lower panel).

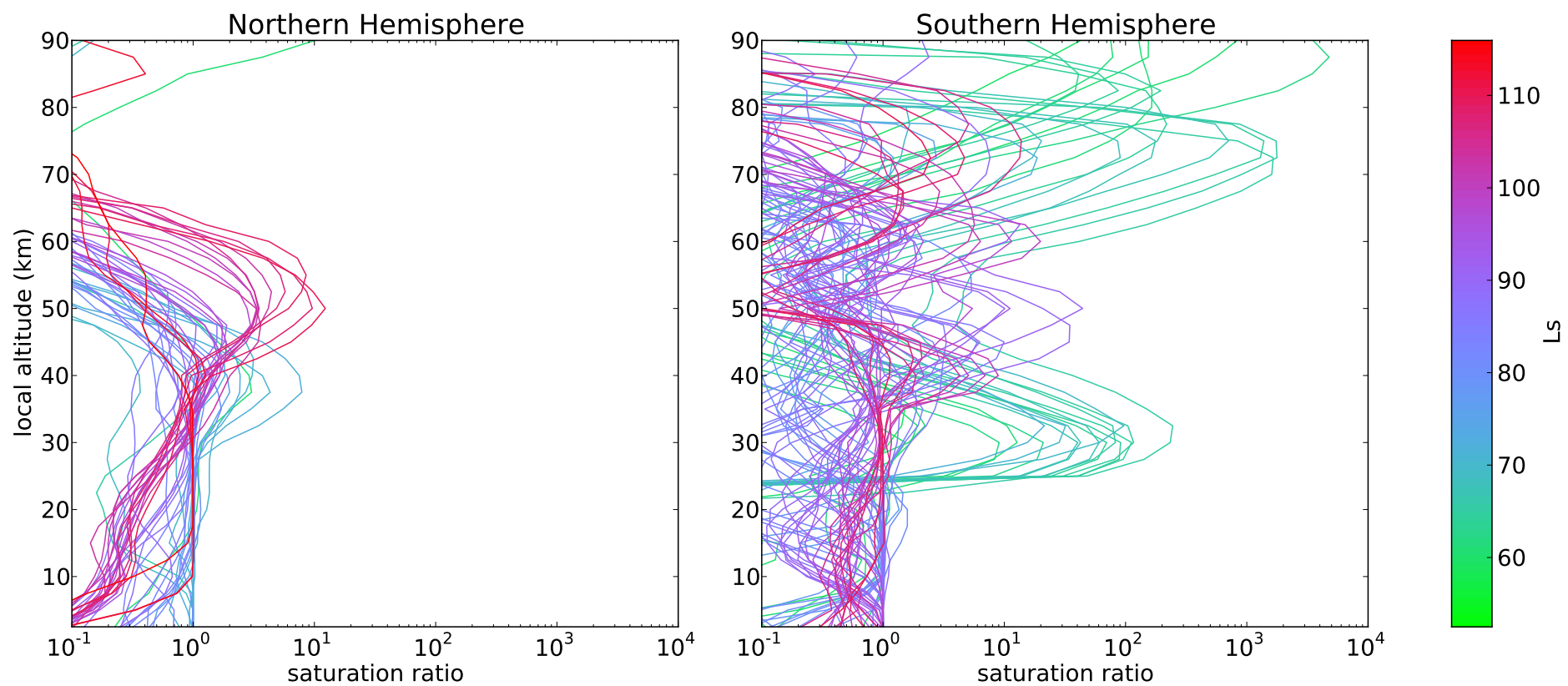
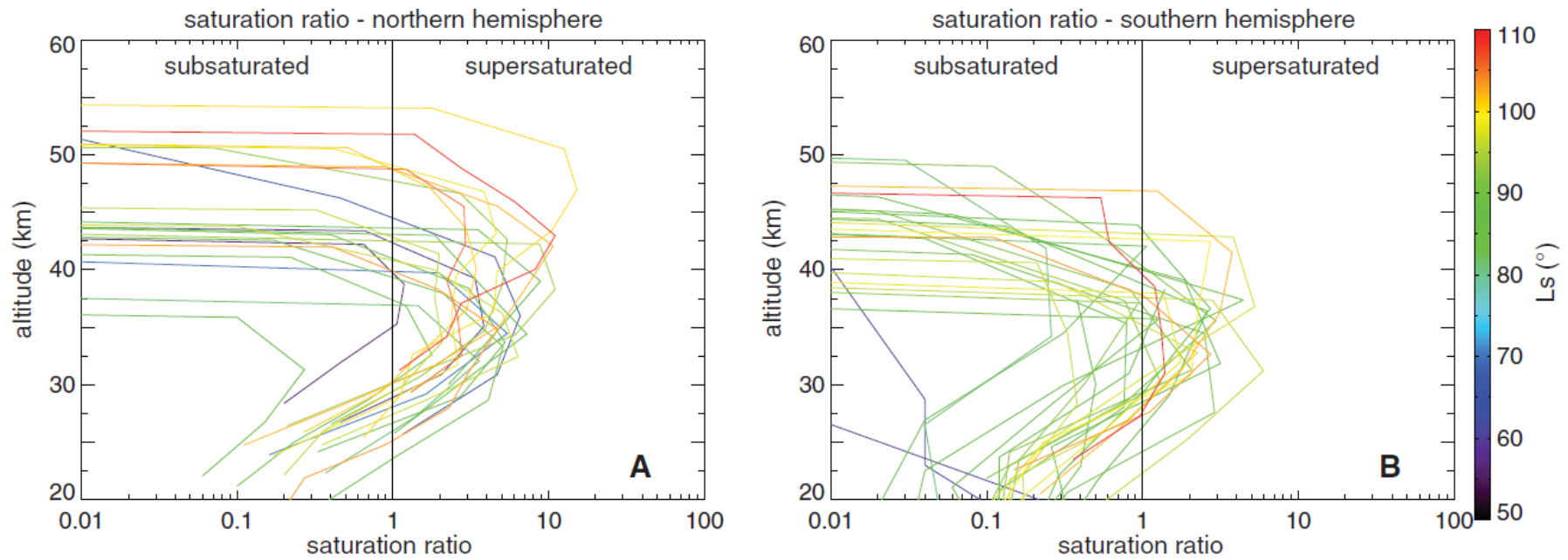


Figure 2.10: Water vapor saturation profiles at the same locations than observed by SPICAM in Maltagliati et al. (2011)



**Fig. 3.** Saturation ratio for all orbits of the campaign. **(A)** Northern hemisphere. **(B)** Southern hemisphere. The vertical line marks the value of 1, which corresponds to the saturated state.

Figure 2.11: Water vapor saturation profiles observed by SPICAM, from Maltagliati et al. (2011)

### 2.4.3 Supersaturation

The use of our new microphysical scheme for the formation of water ice clouds opens the possibility to simulate supersaturation.

Above the hygro-pause, the lack of dust particles to trigger nucleation allows water vapor to remain in a supersaturated state. In that case, the most prominent process that affects water vapor is the photodissociation of water vapor. Because of the exponential relation of saturation with temperature, a few ppm of water vapor can correspond to a huge saturation ratio, and photodissociation cannot be neglected. Therefore, we used the photochemistry module implemented in the GCM (Lefèvre et al., 2004) to study the supersaturation of water vapor in dedicated simulations. The model is vertically extended when using this module to take into account all photochemical processes that take place at different altitudes. The use of the photochemistry module and this vertical extension do not significantly change the simulated water cycle, as quantities of supersaturated water vapor affected by the photochemistry are very small when compared to the typical amount of water vapor (less than 2 ppm vs. hundreds of ppm). The photochemistry module and this extension were not used for previous simulations, as it is computationally expensive.

Figure 2.10 shows supersaturation profiles from the GCM, at the same locations as those reported from SPICAM solar occultation measurements in Maltagliati et al. (2011), and shown in 2.11. When compared to figure 3 of Maltagliati et al. (2011), the Northern Hemisphere values are in agreement with the observations, with a typical saturation ratio  $S$  of at most 10 between 30 and 50 km before  $L_s=90^\circ$  and between 40 and 60 km after. In the Southern hemisphere, some profiles after  $L_s=75^\circ$  match the observations, but about 10 km higher than observed. Moreover, there is a clear discrepancy before  $L_s=75^\circ$  with peaks at  $S=100$  between 20 and 40 km, and  $S>1000$  above 60 km. This can be explained by the vicinity of those profiles with the strong temperature gradient of the polar night.

Figure 2.12 shows the structure of supersaturation up to 0.001 Pa at three different seasons, as predicted by the GCM. Supersaturated water vapor remains above the water ice clouds. The pattern of supersaturation varies significantly with local time, mainly because of the diurnal cycle of temperature. At  $L_s=210^\circ-240^\circ$  and  $L_s=330^\circ-360^\circ$ , temperature clearly controls the boundary of supersaturated water vapor.

The GCM fails to form dust detached layers, and might also miss the actual distribution of dust above the hygro-pause (Heavens et al., 2011b; Määttänen et al., 2013) that coexists with supersaturated water vapor (Maltagliati et al., 2013). Therefore, we can wonder whether a supersaturated ratio above  $10^3$  is realistic or not. It reaches the limits of our knowledge of dust distribution at these altitudes. Even without the presence of dust, homogeneous nucleation (the formation of ice without another support) could be taken into account for such saturation ratios, which is not the case in the present model and is significative for a ratio  $S>10^5$  at 50 km (Määttänen et al., 2005). All in all, such considerations do not affect the total amount of atmospheric water in simulations because this supersaturated water vapor corresponds to negligible amounts of water vapor, less than one ppm.

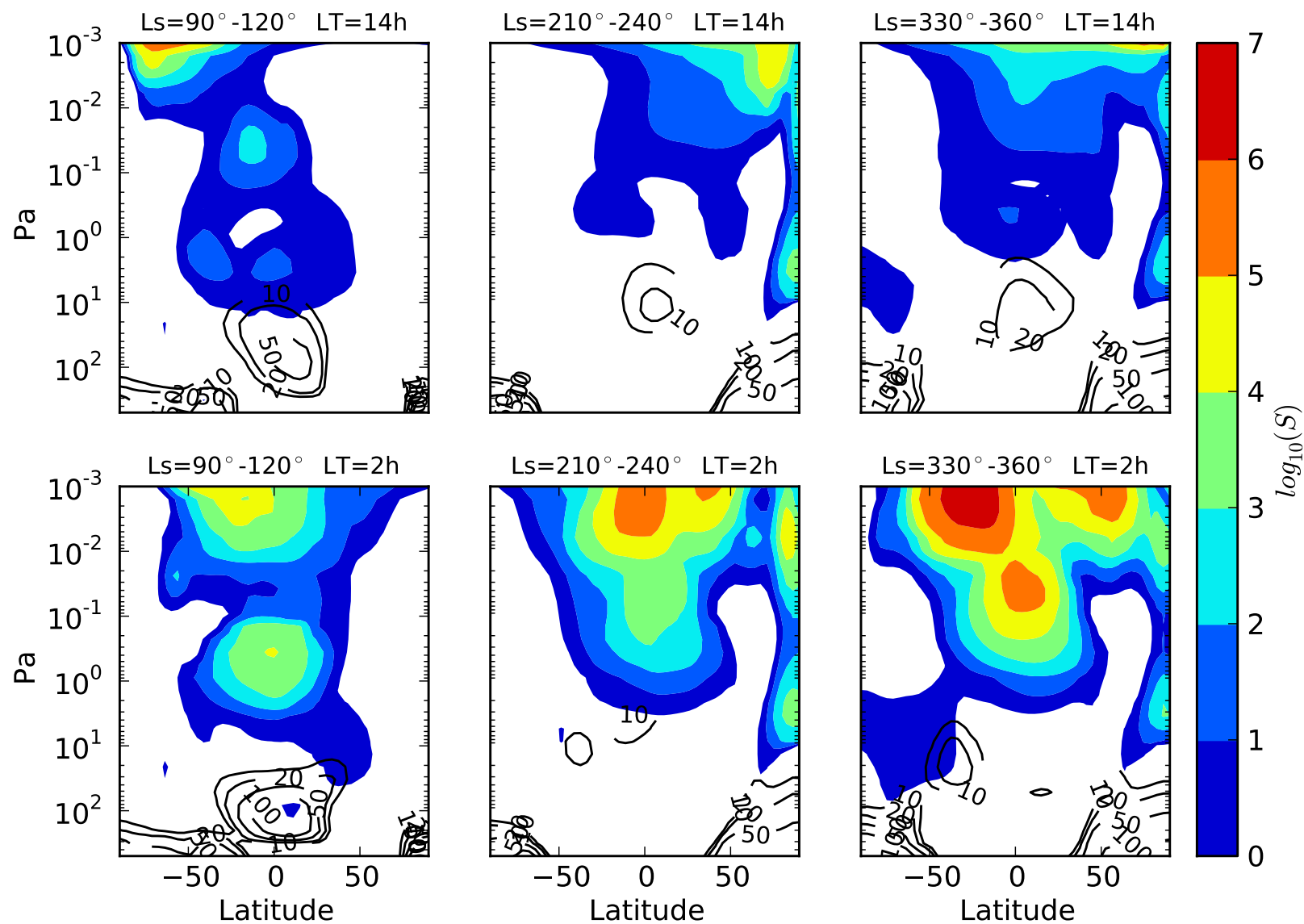


Figure 2.12: Base-10 logarithm of water vapor saturation ratio (shaded) and water ice volume mixing ratio in ppm at local times 14h (upper panels) and 2h (lower panels), averaged over  $Ls=90^\circ-120^\circ$  (left),  $Ls=210^\circ-240^\circ$  (middle) and  $Ls=330^\circ-360^\circ$  (right).



#### **2.4.4 Polar ground ice budget**

The improved representation of permanent surface ice on the North Pole gives insights on the fate of polar ice. Figure 2.13 shows that the long term stability of permanent ice depends on the latitude of the considered deposit. Ice is accumulating on the central cap at latitudes above  $80^{\circ}\text{N}$ , whereas ice outliers are being hollowed at a rate of 1 mm per year. Conversely, in southern polar regions, ice is accumulating at a rate of 0.5 mm per year (not represented). This instability of surface ice that does not significantly vary on a few years timescale, and therefore supposed as perennial in atmospheric models, could be of great interest for recent climate changes and paleoclimatology. However, given the current uncertainties and limitations of the model to represent the water cycle, this question requires further investigation and is out of the scope of the present paper. The current version of the GCM suggests that the water ice reservoirs are not in an annual equilibrium state.

#### **2.4.5 Exploration of parameters space and tuning of the water cycle**

The issue about the dry tropics raised in section 2.3.2 and explained in 2.4.1 motivates a change of the values of these model parameters towards wetter simulations. A change of albedo, thermal inertia or effective variance would indeed increase the water vapor at the tropics, but the maximum of water vapor at the North Pole would also be increased as seen in section 2.3.4, in stark contrast with observations.

Furthermore, a decrease of albedo or thermal inertia would result in greater surface temperatures than in the reference simulation. However, this would not be realistic because modeled temperatures are already slightly too high compared to the observations, as shown in figure 2.14. One can see that the values of albedo and thermal inertia selected for the reference run yields temperatures 5 K warmer on the average than observed for permanent surface ice.

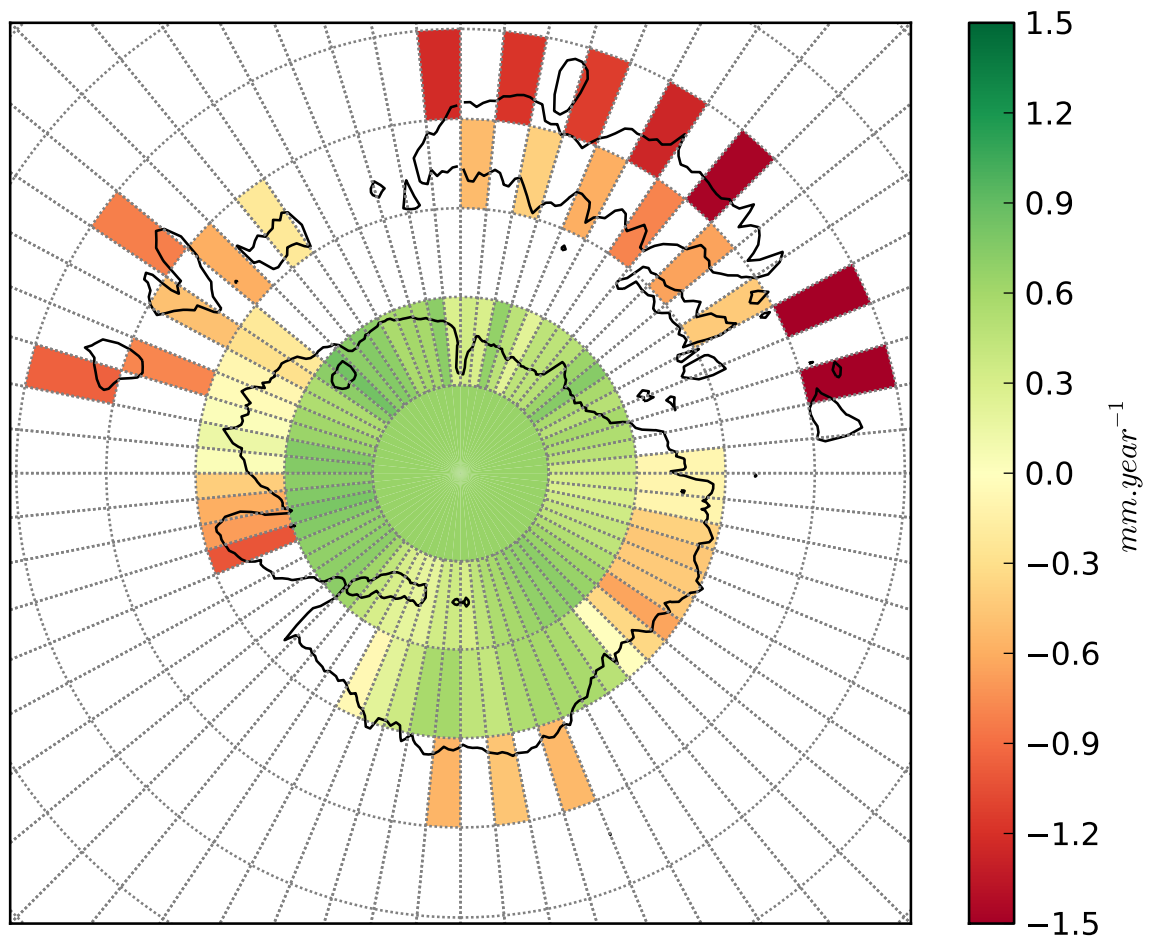


Figure 2.13: Annual budget of permanent surface ice at  $L_s=0^\circ$  for the perennial surface ice on North Pole as defined in the GCM in  $\text{mm}/\text{year}$ . White indicates this mesh grid is not defined as a permanent ice reservoir in the GCM. Positive values indicate an increase of ice. A contour of albedo derived from TES observations is shown to indicate the distribution of ice on a finer scale.

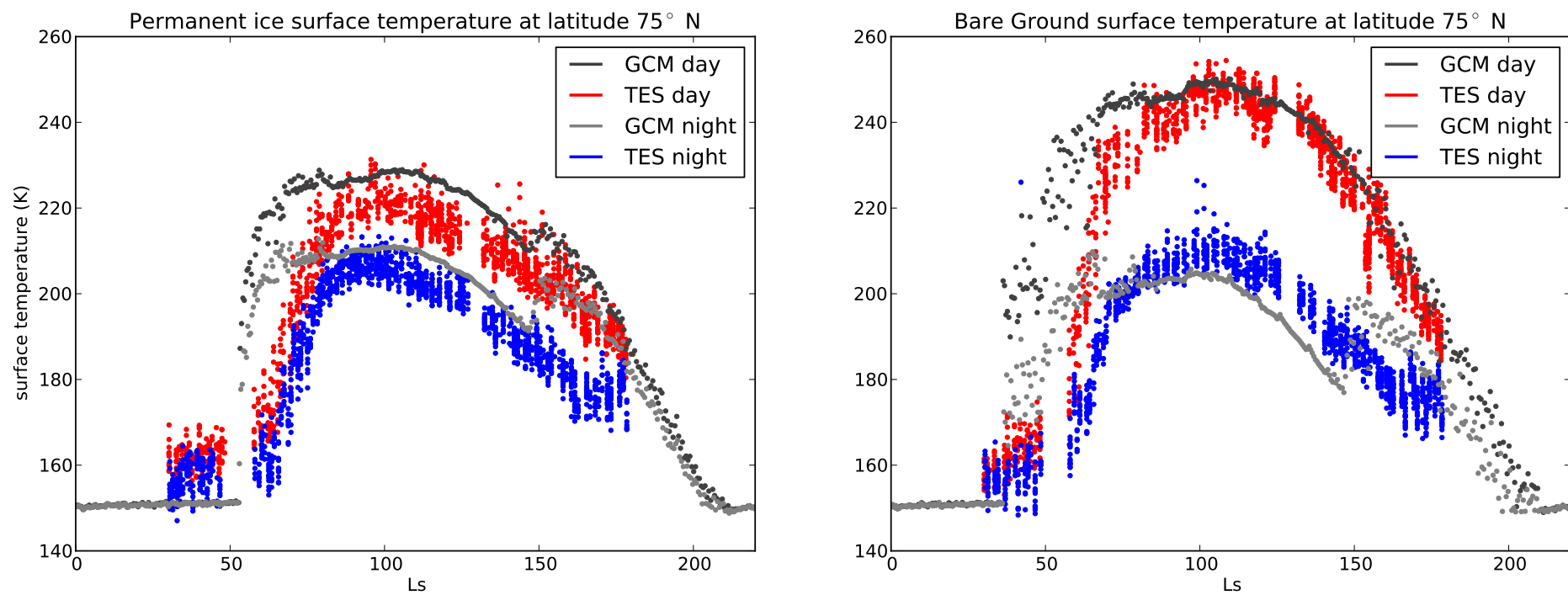


Figure 2.14: Surface temperature of GCM and TES at 75°N at local times 14h and 2h for two patches of permanent surface ice (left) and bare ground (right)

Another possibility would be to change the distribution of perennial surface water ice, described in section 2.2.1. The extent of this distribution, shown in figure 2.1, directly controls the amount of water vapor released by surface sublimation in polar regions. However, as mentioned in Section 2.2.1 the amount of perennial surface ice is already slightly greater in the GCM at latitude  $75^\circ\text{N}$  than in the surface ice distribution retrieved from TES temperature observations (see the lower right panel of figure 2.1). Thus, further increasing the coverage of perennial surface ice would not be realistic.

An attractive option would be to increase the value of the contact parameter  $m$  to increase the amount of water vapor in the tropics. Figure 2.15 shows that increasing the value of the contact parameter helps to match the quantities of water vapor at the equator past  $L_s=180^\circ$ . However, the maximum of water vapor around  $L_s=180^\circ$  is then less well represented. The increase of water vapor in northern latitudes between  $L_s=120^\circ$  and  $L_s=180^\circ$  is controlled by the advection of water vapor sublimated at the North Pole, whereas the decrease after  $L_s=180^\circ$  is controlled by the sedimentation flux of ice particles in the tropics. Increasing  $m$  affects the size of particles and therefore modifies the water vapor decrease after  $L_s=180^\circ$ . It has no effect on the lack of southward vapor advection due to a stronger Hadley cell. A representation of the water vapor closer to observations at equator could only be obtained without radiatively active clouds, which yields a correct maximum at  $15 \text{ pr} \cdot \mu\text{m}$  at  $L_s=180^\circ$ , even though the maximum is well represented at  $40^\circ\text{N}$  at  $L_s=120^\circ$  for the three cases (inactive clouds, active clouds with  $m=0.95$ , and  $m=0.96$ ).

This raises the question of the improvement of the water cycle with the current version of the GCM. Even if it is possible to assess the local effect of each parameter, the complete simulation is a complex balance after at least a decade of integrations before reaching a steady state, and the best way to quantitatively assess the global impact of one single parameter is through an empirical approach. In such a system, effects of parameters are coupled and no better set of parameters than the one used for the reference run has been found. Given the current GCM configuration, we cannot find any significant leverage on the strength of the Hadley cell after summer solstice without degrading the water cycle.

## 2.5 Conclusion

We have included a new microphysical scheme in a Global Climate Model that takes into account the radiative effects of clouds to represent cloud particles nucleation on dust particles, ice particle growth, and scavenging of dust particles resulting from the condensation of ice. The use of this microphysical scheme prevents the formation of clouds above the poles around summer solstice that occurs when microphysics is not well taken into account, and which has been found to negatively alter the modeling of the water cycle in many Martian GCMs taking into account the radiative effect of clouds (Madeleine et al. 2012; Urata and Toon 2013; Haberle et al. 2011 and R. J. Wilson, personal communication). This enables a more realistic representation of the water cycle with radiatively active clouds. For this purpose, we have explored the model sensitivity to model parameters not well known from observations in order to tune the water cycle to match available observations and in particular TES data.

This study leads us to conclude that the radiative effects of clouds are (at least) twofold: First, there is an impact on the cloud formation itself, due to the local change in atmospheric temperature that generates a feedback on the cloud formation. Han-

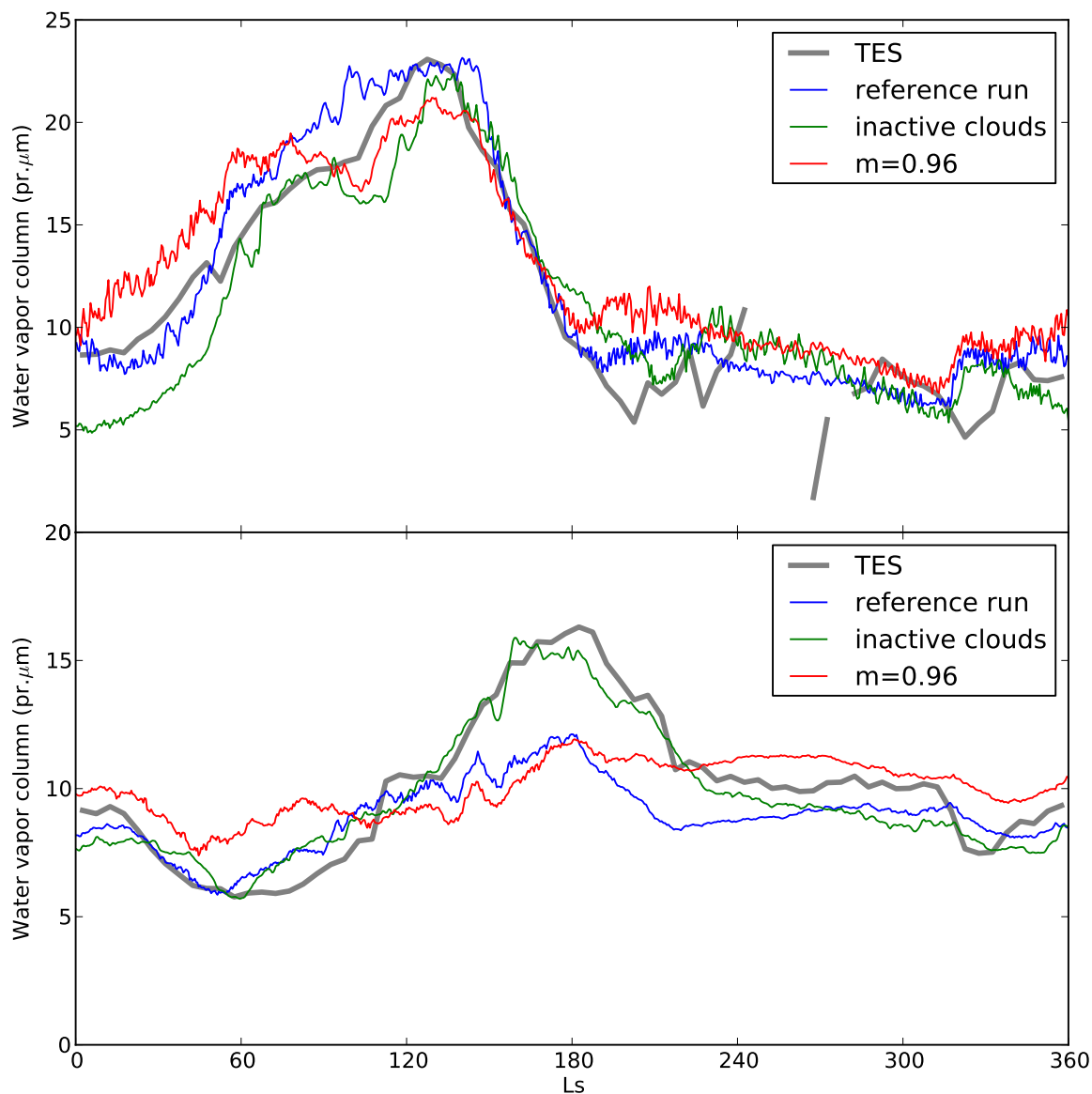


Figure 2.15: Zonal mean quantities during daytime for MY26 of atmospheric water vapor at latitude 40°N (top) and equator (bottom) of TES (grey) and GCM for three different runs : reference run (blue), same as reference run but with contact angle  $m = 0.96$  (red) and same as reference run but without radiatively active clouds and different tuning (see text) (green).

dling the cloud formation with such radiative effects is critical for the simulation of the Martian water cycle with a GCM. Second, there is an impact on the Hadley circulation that is reinforced in comparison with simulations without radiative effects of clouds. This changes the equatorward transport of water, leading to a dry bias in tropics when compared to observations. The exploration of the influence of the four physical parameters on the water cycle leads us to conclude that this dry bias cannot be completely corrected with the current representation of the water cycle in the GCM. Nevertheless, overall, the new model is more consistent with observations than before, thanks to a simulated thermal structure that is more consistent with observations because of the use of radiatively active clouds which leads to a qualitative improvement of the modeled water cycle. The coupling between atmospheric temperatures and the water cycle, through clouds and global circulation is so strong that the modeling of these two coupled quantities should be seen as an inseparable whole.

This new representation also allows the exploration of new topics, such as vapor supersaturation in the Martian atmosphere, the long-term stability of perennial surface ice, and the question of missing sources and sinks in the water cycle. It has also been found that dust scavenging by water ice clouds are most probably not the cause of dust detached layers observed in the Martian atmosphere, even though atmospheric waves enhanced by the radiative effect of clouds sometimes help the formation of detached layers. The inclusion of new physical processes allowed us to point out model sensitivities that should be addressed before adapting any GCM to paleoclimates, with warmer and wetter conditions than today and for which radiative effects of clouds has long been neglected in GCM studies.



## Deuxième partie

### Assimilation de données martiennes





# CHAPITRE 3

---

## Assimilation de données

---

*In mathematics you don't understand things.  
You just get used to them.*

**John Von Neuman**

### Sommaire

---

<b>3.1</b>	<b>Principe</b> . . . . .	<b>54</b>
<b>3.2</b>	<b>Interpolation optimale</b> . . . . .	<b>56</b>
<b>3.3</b>	<b>Filtre de Kalman d'ensemble</b> . . . . .	<b>59</b>
<b>3.4</b>	<b>LETKF</b> . . . . .	<b>61</b>
3.4.1	Localisation . . . . .	64
3.4.2	Cyclage . . . . .	65
3.4.3	Inflation . . . . .	67

---

*Ce chapitre vise à introduire l'assimilation de données, la technique du Filtre de Kalman d'ensemble et les outils employés dans le cadre de cette thèse. Le but est de fournir une référence utile et une cohérence pour le reste de la thèse. Ainsi, il ne constitue pas une revue exhaustive des techniques d'assimilation de données, ni une description complète du schéma d'assimilation de l'atmosphère martienne.*

### 3.1 Principe

Prenons un exemple classique très simple : la combinaison optimale de deux quantités physiques scalaires pour lesquelles des erreurs sont associées (voir par exemple Kalnay (2003, section 5.3)). Imaginons, par exemple, disposer de deux valeurs  $T_1$  et  $T_2$  sur la température d'un système dont la valeur véritable  $T_t$  est inconnue. Ces informations n'étant pas parfaites, une erreur leur est associée :

$$\begin{aligned} T_1 &= T_t + \varepsilon_1 \\ T_2 &= T_t + \varepsilon_2 \end{aligned} \quad (3.1)$$

où  $\varepsilon_1$  et  $\varepsilon_2$  sont des variables aléatoires. Si ces informations ne sont pas biaisées, et qu'elles sont indépendantes l'une de l'autre, on écrit, par définition, que :

$$\begin{aligned} E(\varepsilon_1) &= 0 \\ E(\varepsilon_2) &= 0 \\ E(\varepsilon_1\varepsilon_2) &= 0 \end{aligned} \quad (3.2)$$

avec  $E()$  l'espérance mathématique. Ajoutons une dernière information : les écarts-types  $\sigma_1$  et  $\sigma_2$  des erreurs nous sont connus. Soit :

$$\begin{aligned} E(\varepsilon_1^2) &= \sigma_1^2 \\ E(\varepsilon_2^2) &= \sigma_2^2 \end{aligned} \quad (3.3)$$

Le problème consiste à trouver la meilleure estimation de  $T_t$  à partir de ces informations. Le résultat consiste en une **analyse** sous la forme d'une température  $T_a$  et de son écart-type  $\sigma_a$ . L'analyse de la température est une combinaison linéaire des deux valeurs connues de températures :

$$T_a = \alpha_1 T_1 + \alpha_2 T_2 \quad (3.4)$$

L'analyse n'étant pas biaisée, on a :

$$E(T_a) = E(T_t) = E(T_1) = E(T_2) \quad (3.5)$$

d'où :

$$\alpha_1 + \alpha_2 = 1 \quad (3.6)$$

$T_a$  est une *meilleure* estimation si l'écart-type de son erreur  $\sigma_a$  est *minimale*, étant donnée la contrainte de l'équation (3.6). On peut alors écrire :

$$\begin{aligned} \sigma_a^2 &= E[(T_a - T_t)^2] \\ &= E[(\alpha_1(T_1 - T_t) + (1 - \alpha_1)(T_2 - T_t))^2] \\ &= \alpha_1^2 E[(T_1 - T_t)^2] + (1 - \alpha_1)^2 E[(T_2 - T_t)^2] + 2\alpha_1(1 - \alpha_1)E[(T_1 - T_t)(T_2 - T_t)] \\ &= \alpha_1^2 E[\varepsilon_1^2] + (1 - \alpha_1)^2 E[\varepsilon_2^2] + 2\alpha_1(1 - \alpha_1)E[\varepsilon_1\varepsilon_2] \\ &= \alpha_1^2 \sigma_1^2 + (1 - \alpha_1)^2 \sigma_2^2 \end{aligned} \quad (3.7)$$

La valeur de  $\alpha_1$  pour laquelle  $\sigma_a$  est minimale est donc :

$$\alpha_1 = \frac{\sigma_2^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} \quad (3.8)$$

et de même pour l'autre coefficient :

$$\alpha_2 = \frac{\sigma_1^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} \quad (3.9)$$

L'équation (3.7) donne également :

$$\frac{1}{\sigma_a^2} = \frac{1}{\sigma_1^2} + \frac{1}{\sigma_2^2} \quad (3.10)$$

Plaçons-nous dans le cas où ces deux informations proviennent d'une part d'une **observation** de température  $T_o$ , et d'autre part d'un résultat du modèle  $T_b$ , appelé usuellement **background**. On peut donc écrire :

$$T_a = T_b + K(T_o - T_b) \quad (3.11)$$

$$K = \frac{\sigma_b^2}{\sigma_b^2 + \sigma_o^2}$$

et

$$\frac{1}{\sigma_a^2} = \frac{1}{\sigma_o^2} + \frac{1}{\sigma_b^2} \quad (3.12)$$

qui s'écrit également :

$$\sigma_a^2 = (1 - K)\sigma_b^2 \quad (3.13)$$

Usuellement, l'observation est plus précise que le *background*, qui provient du modèle :  $\sigma_o < \sigma_b$ . On peut donc remarquer dès à présent deux points, qui sont fondamentaux dans l'assimilation de données, également illustrés dans la figure 3.1 :

1. D'après l'équation (3.11), l'analyse est comprise entre l'observation et le modèle. Si l'observation est plus précise que le modèle, alors l'analyse est plus proche de l'observation. Le terme  $(T_o - T_b)$  est appelé **innovation**. L'innovation est une nouvelle information ajoutée à l'information donnée par le modèle, avec un **gain optimal**  $K$ .
2. D'après les équations (3.12) et (3.13), l'analyse est plus précise que l'observation et le modèle.

Autrement dit, à partir de deux sources d'informations différentes, on obtient une nouvelle information, plus précise. Par la suite, nous allons voir comment appliquer ce principe à une atmosphère, qui est un système physique tridimensionnel, donc avec des observations qui, par défaut, ne correspondent pas aux mêmes quantités physiques aux mêmes endroits que celles évaluées par le modèle (section 3.2). Ce système évolue également dans le temps (section 3.4). Enfin, les biais éventuels et les erreurs du système atmosphérique ne sont pas forcément connus (section 3.3).

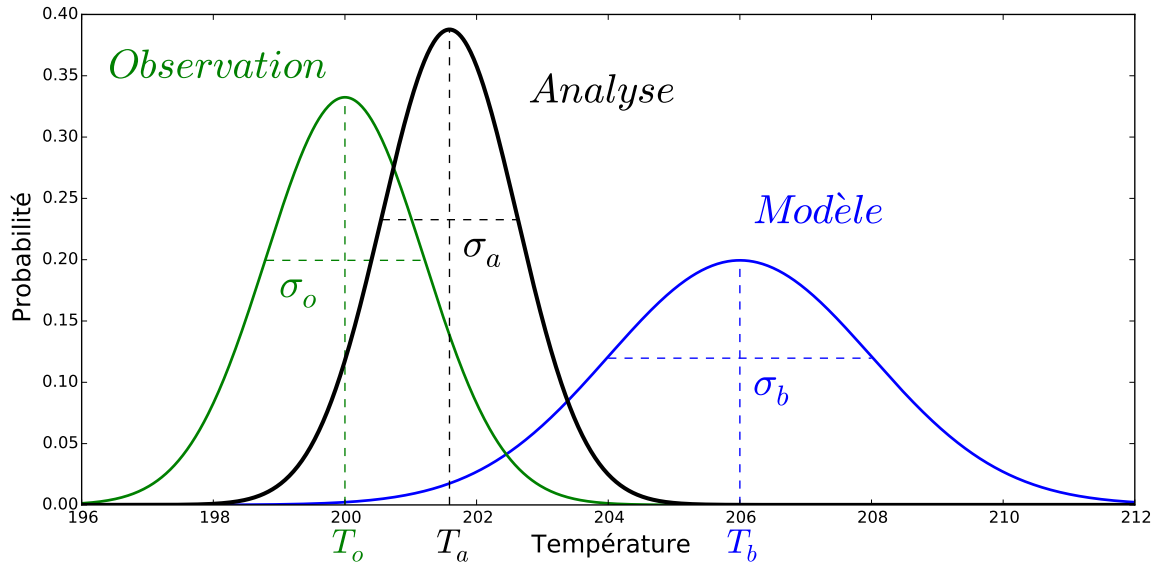


FIG. 3.1: Illustration du principe d'estimation optimale, dans le cas d'une erreur gaussienne.

## 3.2 Interpolation optimale

Étendons le cas simple précédent à l'atmosphère martienne. Les variables pronostiques de l'atmosphère sont la température  $T$ , la pression de surface  $p_s$ , le vent zonal  $u$  et méridional  $v$  et  $N$  traceurs atmosphériques  $q_1, q_2, \dots, q_N$ . La connaissance de ces variables est théoriquement suffisante pour connaître l'évolution de l'atmosphère, d'après les équations primitives (voir section 1.2.1). Ce sont d'ailleurs ces grandeurs qui sont utilisées pour initialiser une simulation d'un GCM<sup>a</sup>.

On définit le **vecteur d'état atmosphérique** par  $\mathbf{x} = (\mathbf{T}, \mathbf{p}_s, \mathbf{u}, \mathbf{v}, (\mathbf{q}_i)_{i \in [1, N]})$  où chaque grandeur est une variable à deux ou trois dimensions, d'autant de valeurs qu'il y a de points de grille dans le modèle. Le vecteur d'état atmosphérique forme ainsi un vecteur colonne composé de toutes les valeurs des variables atmosphériques mises les unes à la suite des autres.

De même, les observations sont placées dans un vecteur colonne  $\mathbf{y}_o$ . Il s'agit de toutes les valeurs acquises par des mesures. Afin de confronter le vecteur d'état atmosphérique aux observations, nous définissons un opérateur d'observation  $H$  qui permet de transposer les grandeurs du modèle aux observations :  $\mathbf{y} = H(\mathbf{x})$ . Cet opérateur peut servir à extrapoler des quantités aux positions des observations, à effectuer un changement de variable, ou les deux. Nous suivons donc ici la notation classique de Ide et al. (1997), pour laquelle  $\mathbf{y}$  représente une grandeur dans l'espace des observations et  $\mathbf{x}$  dans l'espace du modèle.

<sup>a</sup>En réalité, il est également nécessaire de connaître les variables de surface, telles que la température de surface, le givre de glace d'eau et de dioxyde de carbone... Par souci de simplicité ces grandeurs ne sont pas considérées ici. On supposera qu'à très court terme le modèle est capable d'imposer la température de surface sans réaction significative sur l'atmosphère puisque la surface de Mars subit avant tout un forçage radiatif direct dans la bande visible du spectre électromagnétique, donc conditionné par l'heure locale. L'action des matières condensables et des aérosols en surface n'impactera l'atmosphère qu'à long terme.

Le problème revient à chercher l'analyse, ce qui s'écrit, à la manière de l'équation (3.11) :

$$\mathbf{x}^a = \mathbf{x}^b + \mathbf{K}(\mathbf{y}^o - H(\mathbf{x}^b)) \quad (3.14)$$

Ici, le gain optimal  $\mathbf{K}$  est une matrice dont il s'agit de trouver l'expression pour résoudre le problème de combinaison optimale. Ses dimensions sont le nombre de points de grille multiplié par le nombre de variables pronostiques<sup>b</sup>, par le nombre d'observations. Sans anticiper sur la suite, notons d'ores et déjà que cette matrice est d'une taille considérable dans le cas d'un GCM et que cette méthode n'aboutira pas en pratique !

À partir du véritable état atmosphérique  $\mathbf{x}^t$ , inconnu, on a les erreurs suivantes, qui sont des vecteurs colonnes de variables aléatoires :

$$\mathbf{e}^b = \mathbf{x}^b - \mathbf{x}^t \quad (3.15)$$

$$\mathbf{e}^a = \mathbf{x}^a - \mathbf{x}^t \quad (3.16)$$

$$\mathbf{e}^o = \mathbf{y}^o - H(\mathbf{x}^t) \quad (3.17)$$

On postule qu'il n'y a pas de biais dans les observations et le modèle :

$$E(\mathbf{e}^b) = E(\mathbf{e}^o) = 0 \quad (3.18)$$

que les erreurs des observations ne sont pas corrélées aux erreurs du modèle :

$$E(\mathbf{e}^b(\mathbf{e}^o)^T) = 0 \quad (3.19)$$

et enfin que les matrices de covariances des observations et du modèle, respectivement  $\mathbf{R}$  et  $\mathbf{P}^b$ , sont connues :

$$E(\mathbf{e}^o(\mathbf{e}^o)^T) = \mathbf{R} \quad (3.20)$$

$$E(\mathbf{e}^b(\mathbf{e}^b)^T) = \mathbf{P}^b \quad (3.21)$$

Le problème est de trouver le gain  $\mathbf{K}$  qui minimise la moyenne de l'erreur quadratique de l'analyse  $E((\mathbf{e}^a)^T \mathbf{e}^a)$  tout en n'introduisant pas de biais :  $E(\mathbf{e}^a) = 0$ . On peut tout d'abord linéariser l'opérateur d'observation :

$$H(\mathbf{x} + \delta\mathbf{x}) = H(\mathbf{x}) + \mathbf{H}\delta\mathbf{x} \quad (3.22)$$

Ce qui permet de réécrire l'innovation, qu'on note  $\mathbf{d}$ , en fonction des erreurs :

$$\begin{aligned} \mathbf{d} &= \mathbf{y}^o - H(\mathbf{x}^b) \\ &= \mathbf{y}^o - H(\mathbf{x}^t + \mathbf{e}^b) \\ &= \mathbf{y}^o - H(\mathbf{x}^t) - \mathbf{H}\mathbf{e}^b \\ &= \mathbf{e}^o - \mathbf{H}\mathbf{e}^b \end{aligned} \quad (3.23)$$

---

<sup>b</sup>Les variables pronostiques sont les variables directement calculées et utilisées par le modèle, par opposition aux variables diagnostiques qui sont des variables non directement utilisées par le modèle et obtenues à partir de variables pronostiques. Par exemple, la température et le rapport de mélange de la poussière sont des variables pronostiques, tandis que la profondeur optique de la poussière intégrée sur la verticale est une variable diagnostique calculée notamment avec ces deux variables pronostiques.

En reprenant (3.14), l'erreur associée à l'analyse vaut :

$$\begin{aligned}\mathbf{e}^a &= \mathbf{x}^a - \mathbf{x}^t \\ &= \mathbf{e}^b + \mathbf{K}(\mathbf{y}^o - H(\mathbf{x}^b)) \\ &= \mathbf{e}^b + \mathbf{Kd}\end{aligned}\quad (3.24)$$

On cherche à minimiser l'erreur quadratique moyenne  $E[(\mathbf{e}^a)^T \mathbf{e}^a]$ . Explicitons pour cela l'erreur quadratique  $\|\mathbf{e}^a\|^2 = (\mathbf{e}^a)^T \mathbf{e}^a$  en fonction des termes  $k_{ij}$  de la matrice  $\mathbf{K}$  :

$$\begin{aligned}(\mathbf{e}^a)^T \mathbf{e}^a &= \sum_i (e_i^a)^2 \\ &= \sum_i \left( e_i^b + \sum_l k_{il} d_l \right)^2\end{aligned}\quad (3.25)$$

La dérivée par rapport au terme  $k_{ij}$  de la matrice  $\mathbf{K}$  est donc :

$$\begin{aligned}\frac{\partial (\mathbf{e}^a)^T \mathbf{e}^a}{\partial k_{ij}} &= 2d_j \left( e_i^b + \sum_l k_{il} d_l \right) \\ &= 2e_i^b d_j + 2 \sum_l k_{il} d_l d_j\end{aligned}\quad (3.26)$$

On reconnaît là un produit matriciel :

$$\frac{\partial (\mathbf{e}^a)^T \mathbf{e}^a}{\partial k_{ij}} = 2 \left( [\mathbf{e}^b \mathbf{d}^T]_{ij} + [\mathbf{K} \mathbf{d} \mathbf{d}^T]_{ij} \right) \quad (3.27)$$

Le gain qui minimise  $E((\mathbf{e}^a)^T \mathbf{e}^a)$  est donc :

$$\mathbf{K} = -E(\mathbf{e}^b \mathbf{d}^T) [E(\mathbf{d} \mathbf{d}^T)]^{-1} \quad (3.28)$$

En utilisant (3.23) et (3.19), on obtient :

$$\begin{aligned}\mathbf{K} &= -E(\mathbf{e}^b (\mathbf{e}^o - \mathbf{H} \mathbf{e}^b)^T) [E((\mathbf{e}^o - \mathbf{H} \mathbf{e}^b)(\mathbf{e}^o - \mathbf{H} \mathbf{e}^b)^T)]^{-1} \\ \mathbf{K} &= E(\mathbf{e}^b (\mathbf{e}^b)^T) \mathbf{H}^T [E(\mathbf{e}^o (\mathbf{e}^o)^T) + \mathbf{H} E(\mathbf{e}^b (\mathbf{e}^b)^T) \mathbf{H}^T]^{-1}\end{aligned}\quad (3.29)$$

Soit :

$$\mathbf{K} = \mathbf{P}^b \mathbf{H}^T [\mathbf{R} + \mathbf{H} \mathbf{P}^b \mathbf{H}^T]^{-1} \quad (3.30)$$

Grâce aux équations (3.23) et (3.30), on obtient l'expression de la matrice de covariance de l'analyse :

$$\begin{aligned}\mathbf{P}^a &= E(\mathbf{e}^a (\mathbf{e}^a)^T) \\ &= E((\mathbf{e}^b + \mathbf{K} \mathbf{d})(\mathbf{e}^b + \mathbf{K} \mathbf{d})^T) \\ &= \mathbf{P}^b - \mathbf{P}^b \mathbf{H}^T \mathbf{K}^T - \mathbf{K} \mathbf{H} \mathbf{P}^b + \mathbf{K} (\mathbf{R} + \mathbf{H} \mathbf{P}^b \mathbf{H}^T) \mathbf{K}^T \\ &= \mathbf{P}^b - \mathbf{P}^b \mathbf{H}^T \mathbf{K}^T - \mathbf{K} \mathbf{H} \mathbf{P}^b + \mathbf{P}^b \mathbf{H}^T \mathbf{K}^T \\ &= (\mathbf{I} - \mathbf{K} \mathbf{H}) \mathbf{P}^b\end{aligned}\quad (3.31)$$

On peut remarquer que les équations (3.30) et (3.31) sont une généralisation des équations (3.11) et (3.13).

### 3.3 Filtre de Kalman d'ensemble

La section 3.2 a posé le problème, mais nous ne savons pas comment obtenir les données du problème que sont les observations, le *background* du modèle, et leurs statistiques, données dans les équations (3.18) et (3.20). En particulier, estimer la covariance du *background*  $\mathbf{P}^b$  dans le cadre d'une interpolation optimale représente une certaine difficulté, qui peut par exemple être résolue en estimant les corrélations spatiales de l'innovation  $\mathbf{d}$  (Hollingsworth and Lönnberg, 1986). Une solution plus avancée consiste à utiliser une matrice  $\mathbf{P}^b$  qui évolue dans le temps et l'espace. Il existe deux grandes familles de méthodes pour ce cas-ci. La première est dite *variationnelle* (Lewis and Derber, 1985; Talagrand and Courtier, 1987), qui consiste à trouver un adjoint, qui est l'inverse du modèle linéarisé, capable de minimiser une fonction coût. Cette méthode est très performante et largement utilisée, mais nous ne faisons pas le choix de l'utiliser pour Mars, comme justifié en section 3.4. L'autre, qui est employée ici, est d'utiliser un filtre de Kalman, qui égale en performance la méthode variationnelle (Miyoshi et al., 2010).

Par définition, un filtre utilise les informations passées pour estimer l'état présent du système<sup>c</sup>. Le filtre de Kalman est un filtre qui estime à la fois l'état moyen du système et son incertitude. Ceci est donc tout particulièrement adapté au cadre d'estimation posé dans la section précédente.

Pour mettre en oeuvre le filtre de Kalman, il faut tout simplement discrétiser vis-à-vis du temps. À l'instant  $t_n$ , on peut écrire en reprenant l'équation (3.14) :

$$\begin{aligned}\mathbf{x}_n^a &= \mathbf{x}_n^b + \mathbf{K}_n(\mathbf{y}^o - H(\mathbf{x}_n^b)) \\ \mathbf{P}_n^a &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}_n\mathbf{H})\mathbf{P}_n^b\end{aligned}\quad (3.32)$$

Les observations  $\mathbf{y}^o$  ne sont pas discrétisées en temps, elles sont juste sélectionnées autour de l'instant  $t_n$ , comme il sera détaillé par la suite. L'état atmosphérique est ensuite propagé par le modèle, représenté par la fonction  $M$ , à l'instant  $t_{n+1}$  :

$$\mathbf{x}_{n+1}^b = M_{t_{n+1}, t_n}(\mathbf{x}_n^a)\quad (3.33)$$

Il se pose néanmoins une question fondamentale : comment obtenir la covariance de l'état atmosphérique  $\mathbf{P}_{n+1}^b$  à l'instant  $t_{n+1}$  à partir de notre connaissance à l'instant  $t_n$  ? Une solution apportée pour la première fois par Evensen (1994) consiste à échantillonner le vecteur d'état atmosphérique, en le considérant comme la réalisation d'un processus aléatoire. On définit ainsi un *ensemble* de  $k$  vecteurs atmosphériques :

$$\mathbf{x}_n^{b(i)}, i \in \llbracket 1, k \rrbracket\quad (3.34)$$

Les deux premiers moments de cet ensemble sont utilisés pour estimer l'état atmosphérique moyen et sa covariance<sup>d</sup> :

$$\begin{aligned}\bar{\mathbf{x}}_n^b &= k^{-1} \sum_{i=1}^k \mathbf{x}_n^{b(i)} \\ \mathbf{P}_n^b &= (k-1)^{-1} \sum_{i=1}^k (\mathbf{x}_n^{b(i)} - \bar{\mathbf{x}}_n^b)(\mathbf{x}_n^{b(i)} - \bar{\mathbf{x}}_n^b)^T\end{aligned}\quad (3.35)$$

<sup>c</sup>On peut aussi tenir compte des informations futures, ce qui correspond à la catégorie des *lisseurs*.

<sup>d</sup>C'est un estimateur de la covariance d'une série de valeurs, d'où le terme  $(k-1)^{-1}$  et non  $k^{-1}$



En supposant qu'il s'agit d'un processus gaussien, la seule connaissance de la moyenne et de la covariance permet de décrire entièrement le système physique. La méthode du filtre à particule (van Leeuwen, 2009) permettrait d'échantillonner la véritable densité de probabilité du système physique, mais s'avère trop coûteuse pour un système à très grande dimension telle une atmosphère. Pour la suite, l'état atmosphérique moyen  $\bar{\mathbf{x}}$  et sa covariance  $\mathbf{P}$  désignent ces estimations, construites à partir de l'ensemble, et non plus les véritables grandeurs. L'utilisation de l'ensemble permet ainsi de rendre très simple la propagation de la covariance de l'instant  $t_n$  à l'instant  $t_{n+1}$ , en appliquant le modèle sur chaque membre de l'ensemble :

$$\mathbf{x}_{n+1}^{b(i)} = M_{t_{n+1}, t_n}(\mathbf{x}_n^{a(i)}), i \in \llbracket 1, k \rrbracket \quad (3.36)$$

$$\mathbf{P}_{n+1}^b = (k-1)^{-1} \sum_{i=1}^k (\mathbf{x}_{n+1}^{b(i)} - \bar{\mathbf{x}}_{n+1}^b)(\mathbf{x}_{n+1}^{b(i)} - \bar{\mathbf{x}}_{n+1}^b)^T$$

L'obtention de l'analyse pourrait se faire naturellement en utilisant l'équation (3.32), directement pour la matrice de covariance et séparément pour chaque membre de l'ensemble. Toutefois, cette approche est source de problèmes : le calcul du gain optimal  $\mathbf{K}_n$  avec l'équation (3.30), ainsi que son utilisation dans l'équation (3.32), font intervenir une linéarisation de l'opérateur  $H$  (équation (3.22)). Cette linéarisation n'est pas évidente à mettre en oeuvre, surtout si cet opérateur fait intervenir une interpolation temporelle autour de l'instant  $t_n$ . Vu l'impact de l'heure locale dans la météorologie martienne, il serait très recommandé de conserver cette interpolation, en comparant les observations avec le modèle au même instant. Ainsi, l'équation (3.32) n'est pas adaptée car son terme d'innovation  $\mathbf{y}^o - H(\mathbf{x}_n^b)$  fait comparer  $\mathbf{x}_n^b$ , qui est l'état atmosphérique au seul instant  $t_n$ , et  $\mathbf{y}^o$ , qui sont des observations acquises continûment par un satellite.

Une solution peut consister à écrire une autre formulation de l'analyse, en perturbant aléatoirement les observations utilisées pour le calcul de chaque membre de l'ensemble (Evensen, 1994; Houtekamer and Mitchell, 1998), avec l'inconvénient de ne pas avoir de filtre déterministe. Une autre solution est de générer un ensemble imposé par la covariance de l'analyse et la moyenne de l'analyse. Une telle solution donne un filtre dit à *racine carré*. L'idée du filtre à racine carrée est que, puisque la matrice de covariance s'écrit :

$$\mathbf{P}_n^b = (k-1)^{-1} \mathbf{X}_n^b (\mathbf{X}_n^b)^T \quad (3.37)$$

avec  $\mathbf{X}_n^b$  la matrice dont la colonne  $i$  est  $\mathbf{x}_n^{b(i)} - \bar{\mathbf{x}}_n^b$ , on peut chercher la combinaison linéaire  $\mathbf{W}_n^a$  qui permet de passer du *background* à l'analyse :

$$\mathbf{X}_n^a = \mathbf{X}_n^b \mathbf{W}_n^a \quad (3.38)$$

$$\mathbf{P}_n^a = (k-1)^{-1} \mathbf{X}_n^b \mathbf{W}_n^a (\mathbf{X}_n^b \mathbf{W}_n^a)^T \quad (3.39)$$

avec  $\mathbf{X}_n^a$  la matrice dont la colonne  $i$  est  $\mathbf{x}_n^{a(i)} - \bar{\mathbf{x}}_n^a$ . Bishop et al. (2001) et Hunt et al. (2007) montrent que pour satisfaire l'optimalité de l'analyse, cette matrice  $\mathbf{W}_n^a$  vérifie :

$$\mathbf{W}_n^a (\mathbf{W}_n^a)^T = (k-1) [(k-1)\mathbf{I} + \mathbf{Y}_n^b \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Y}_n^b]^{-1} \quad (3.40)$$

avec  $\mathbf{Y}_n^b$  la matrice dont la colonne  $i$  est  $\mathbf{y}_n^{b(i)} - \bar{\mathbf{y}}_n^b$ . Le vecteur  $\mathbf{y}_n^{b(i)}$  est l'interpolation du modèle aux endroits et instants des observations  $\mathbf{y}^o$ , issues non pas du vecteur  $\mathbf{x}_n^{b(i)}$  qui

est juste l'état atmosphérique à l'instant  $t_n$ , mais de la *trajectoire*  $\mathbf{x}_n^{b(i)} \longrightarrow \mathbf{x}_{n+1}^{b(i)}$  entre les instants  $t_n$  et  $t_{n+1}$ .  $\mathbf{Y}^b$  représente donc l'ensemble dans l'espace des observations, avec les corrélations spatiales et temporelles issues du modèle. Soulignons que  $\mathbf{Y}^b$  ne contient aucune information sur les observations, si ce n'est leur emplacement, donné par l'opérateur  $H$ . Les seules véritables informations sur l'état de l'atmosphère introduites par les observations sont  $\mathbf{y}^o$  et  $\mathbf{R}$ .

Ceci nous donne au final la moyenne de l'analyse :

$$\bar{\mathbf{x}}_n^a = \bar{\mathbf{x}}_n^b + (k-1)^{-1} \mathbf{X}_n^b \mathbf{W}_n^a (\mathbf{W}_n^a)^T (\mathbf{Y}_n^b)^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{y}^o - \bar{\mathbf{y}}_n^b) \quad (3.41)$$

La taille du vecteur d'état atmosphérique est trop grande pour pouvoir calculer la matrice de covariance. Pour la suite, le vecteur atmosphérique représente juste un point de grille, et contient  $m$  valeurs. Ces  $m$  valeurs correspondent aux variables pronostiques du modèle, qui sont au nombre de  $4+N$  (température, vents, pression de surface et  $N$  traceurs). Ainsi, la dimension de la matrice de covariance de l'ensemble est fortement réduite, comme on peut le remarquer avec l'équation (3.35) : c'est une matrice carrée de dimension  $(k \times m)^2$ . En pratique, on ne cherchera à estimer que 2 traceurs : les rapports de mélange de la poussière et de la glace d'eau, et on emploiera 16 membres pour l'ensemble, à l'instar de Hoffman et al. (2010).

Cette analyse locale se fait par une sélection des observations à intégrer dans le vecteur d'observations  $\mathbf{y}^o$ , selon des règles que l'on verra dans la section 3.4.1 pour l'espace et 3.4.2 pour le temps. Ainsi, par construction, la matrice  $\mathbf{Y}^b$  regroupe des informations sur le *background* en des positions et des instants des observations au-delà du point de grille et de l'instant  $t_n$ , tandis que la matrice  $\mathbf{X}^b$  est circonscrite au point de grille et à l'instant  $t_n$  seuls.

### 3.4 LETKF

La description du filtre de Kalman dans la section 3.3 correspond au LETKF (Local Ensemble Transform Kalman Filter) (Hunt et al., 2007) mis en oeuvre à l'Université du Maryland. Une telle méthode de filtre de Kalman d'Ensemble (EnKF) pour l'assimilation a été choisie pour cette étude car elle présente l'avantage d'être une méthode avancée, en comparaison avec un ordinaire rappel paramétrisé vers les observations, et simple à utiliser, et en comparaison avec une méthode variationnelle qui nécessite le développement d'un adjoint. En effet, le GCM est dédié à la recherche et est en perpétuelle amélioration (le chapitre 2 en est l'exemple type), contrairement à un GCM terrestre consacré à la prévision météorologique opérationnelle, et l'utilisation d'un adjoint figerait une version du modèle. L'interfaçage entre un EnKF et un GCM est tel que la chaîne d'assimilation est facilement mise à jour avec les derniers changements du modèle. Plus particulièrement, avec l'équipe de recherche du LMD, nous avons choisi le schéma LETKF, plutôt que par exemple le Data Assimilation Research Testbed (DART), car le LETKF est utilisé dans plusieurs études d'assimilation martienne (Hoffman et al., 2010; Greybush et al., 2012; Zhao et al., 2015), ce qui permet de profiter d'une aide et d'une synergie avec cette équipe, voire faciliter de futures intercomparaisons. DART a été utilisé une fois dans le cas martien (Lee et al., 2011), mais dans le cas particulier d'assimilation de radiance, et ce développement ne semble plus d'actualité.

L'algorithme du LETKF qui calcule l'analyse peut se décrire très simplement. En pratique, chaque membre de l'ensemble est traité individuellement, ce qui permet d'effectuer les opérations des équations 3.39 et 3.38. Cette opération se résume ainsi :

Pour obtenir l'analyse, on effectue la même opération en chaque point de grille du modèle.

Pour cela on crée d'abord un vecteur  $\mathbf{y}^o$  des observations situées à moins d'une certaine distance du point de grille considéré, sélectionnées selon des règles de la section 3.4.1, dans un processus appelé *localisation*.

L'opération effectuée en chaque point de grille pour chaque membre  $i$  avec  $i \in \llbracket 1, k \rrbracket$  de l'ensemble est :

$$\mathbf{x}^{a(i)} = \mathbf{x}^{b(i)} + \mathbf{X}^b(\bar{\mathbf{w}}^a + \mathbf{w}^{a(i)}) \quad (3.42)$$

avec  $\mathbf{w}^{a(i)}$  la colonne  $i$  de la matrice  $\mathbf{W}^a$  donnée par :

$$\tilde{\mathbf{P}}^a = [(k-1)\mathbf{I} + (\mathbf{Y}^b)^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Y}^b]^{-1} \quad (3.43)$$

$$\mathbf{W}^a = [(k-1)\tilde{\mathbf{P}}^a]^{1/2} \quad (3.44)$$

avec  $\bar{\mathbf{w}}^a$  donné par :

$$\bar{\mathbf{w}}^a = \tilde{\mathbf{P}}^a (\mathbf{Y}^b)^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{y}^o - \bar{\mathbf{y}}^b) \quad (3.45)$$

avec  $\mathbf{X}^b$  la matrice dont la colonne  $i$  est  $\mathbf{x}^{b(i)} - \bar{\mathbf{x}}^b$  ;

avec  $\mathbf{Y}^b$  la matrice dont la colonne  $i$  est  $\mathbf{y}^{b(i)} - \bar{\mathbf{y}}^b$ , où  $\mathbf{y}^{b(i)}$  est l'interpolation en temps, espace et variable de la simulation numérique du membre  $i$  vers le vecteur  $\mathbf{y}^o$  ;

et avec  $\mathbf{R}$  la matrice de covariance des observations, qui est en pratique diagonale (les observations sont supposées indépendantes les unes des autres).

Cette opération sur chaque membre correspond à la construction, *de facto*, de la moyenne et de la covariance de l'analyse :

$$\bar{\mathbf{x}}^a = \bar{\mathbf{x}}^b + \mathbf{X}^b \tilde{\mathbf{P}}^a (\mathbf{Y}^b)^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{y}^o - \bar{\mathbf{y}}^b) \quad (3.46)$$

$$\mathbf{P}^a = \mathbf{X}^b \tilde{\mathbf{P}}^a (\mathbf{X}^b)^T \quad (3.47)$$

L'implémentation algorithmique efficace du calcul de la matrice  $\mathbf{W}^a$  est détaillée dans Hunt et al. (2007). On remarquera que  $\bar{\mathbf{w}}^a$  sont les coefficients de la combinaison linéaire des membres de l'ensemble du *background* qui forment la moyenne de l'analyse. Cette combinaison linéaire est différente pour chaque point de grille. Pour avoir une idée des poids relatifs de chaque membre du *background* dans la construction de l'analyse, il peut éventuellement s'avérer utile d'examiner les valeurs de  $\bar{\mathbf{w}}^a$  une fois l'algorithme effectué.

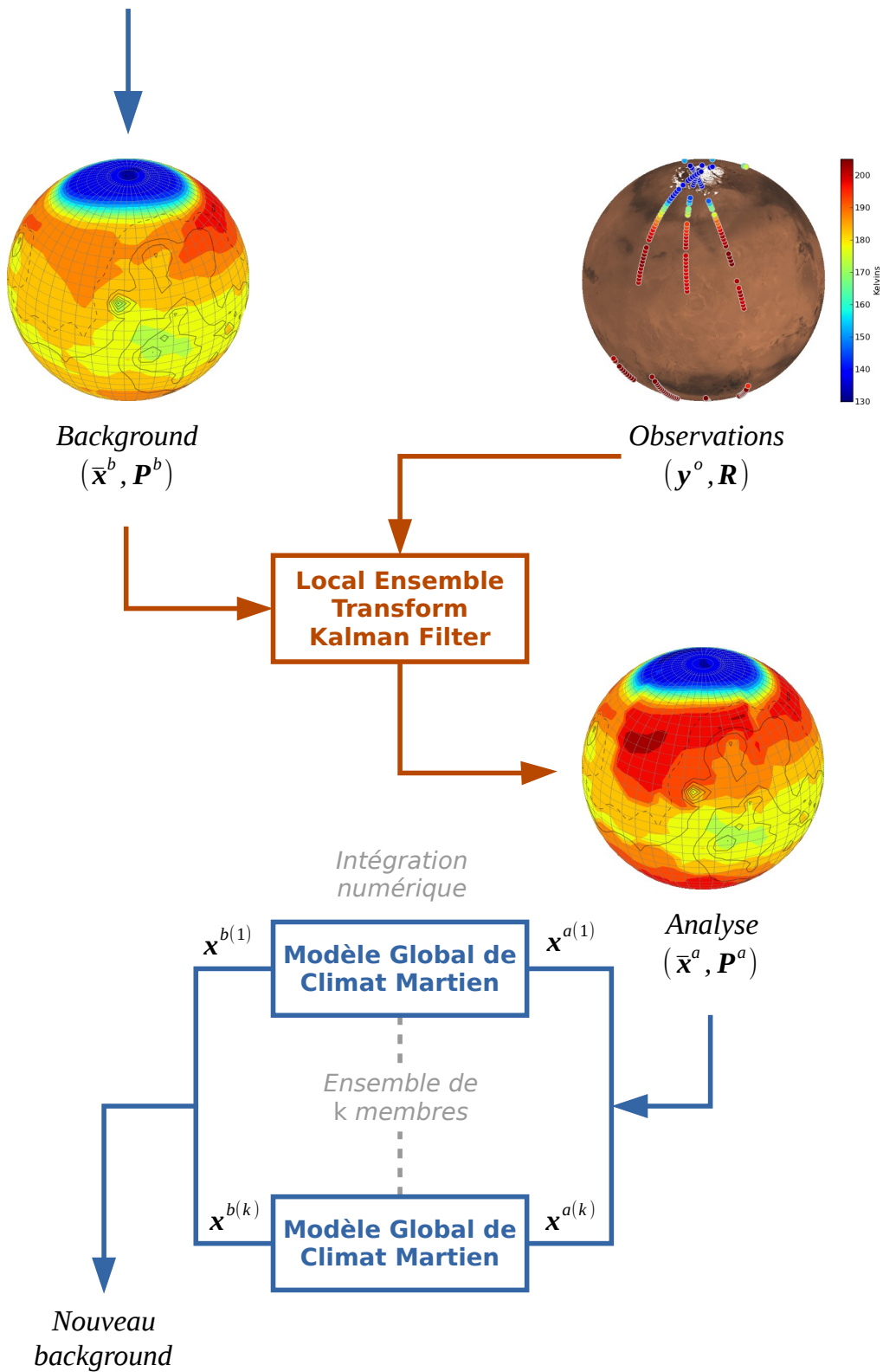


FIG. 3.2: Illustration du principe de fonctionnement du LETKF. Sont présentées des observations de la température atmosphérique à une pression de 10 Pa dans le modèle et pour les observations du Mars Climate Sounder.

En résumé de ce qui a été décrit ci-dessus, l'acronyme LETKF peut s'analyser au vu des mots qui le composent :

Local	L'analyse se fait localement.
Ensemble	L'assimilation se fait au moyen d'un ensemble pour estimer la covariance du modèle.
Transform	C'est un filtre à racine carrée, qui utilise une transformation de l'expression de la matrice de covariance de l'analyse pour simplifier le calcul. En l'occurrence, la racine carrée est la matrice $\mathbf{W}^a$ introduite dans l'équation 3.38
Kalman	Le filtre de Kalman estime à la fois l'état moyen du système physique considéré (ici l'atmosphère) et son incertitude.
Filter	C'est un filtre, qui utilise donc les informations passées pour estimer l'état présent du système.

### 3.4.1 Localisation

Comme évoqué dans la section 3.3, le vecteur  $\mathbf{y}^o$  dépend du point de grille. Le choix des observations à placer dans  $\mathbf{y}^o$  est arbitraire et s'appelle *localisation*. Elle se fait par une sélection des observations contenues à une certaine distance autour du point de grille.

C'est la localisation qui rend possible l'assimilation d'une atmosphère au moyen d'un ensemble. En effet une atmosphère est un système avec un grand nombre de degrés de liberté, ce qui se retranscrit dans la construction d'un GCM. Par exemple, comme dit dans la section 1.2.2, une configuration typique du modèle martien est une grille horizontale de 64 points par 48, et une grille verticale de 36 points. À chaque point de grille correspondent 3 à 10 variables, selon le nombre de traceurs utilisés. Ceci donne une taille du vecteur d'état atmosphérique *global* de l'ordre de  $10^6$ . L'ensemble doit refléter toutes les possibilités que peut prendre cet état atmosphérique. Or, la taille d'un ensemble pour une méthode par filtre de Kalman est comprise typiquement entre 10 et 100. C'est parce que l'analyse est locale qu'on peut se permettre d'avoir une taille d'ensemble plusieurs ordres de grandeurs plus petite que celle du vecteur d'état atmosphérique global.

En effet, l'analyse locale permet de se défaire de corrélations à l'échelle globale. La localisation des observations permet de limiter la portée des corrélations spatiales. Ainsi, plus on veut capter des corrélations à longue distance, plus il faut de membres dans l'ensemble afin d'augmenter la taille de localisation.

Il n'existe pas une unique manière de localiser les observations. Le principe général est de se limiter aux observations à une certaine distance horizontale et verticale du point de grille considéré pour l'analyse. Une méthode classique, et retenue ici, est d'appliquer une correction aux observations pour ne pas avoir une transition brutale de l'influence des observations sur l'analyse de part et d'autre de la limite spatiale de la localisation. Ceci consiste à utiliser une erreur d'observation plus grande que la réalité en fonction de la distance au point de grille de l'analyse. On désigne cette manière de faire comme étant une “**R**-localisation”, par opposition à une “**P**<sup>b</sup>-localisation” pour laquelle le traitement des corrélations à grande distance est traité dans la matrice de covariance du *background*. Greybush et al. (2011) montrent que la performance du LETKF avec **R**-localisation est similaire à la **P**<sup>b</sup>-localisation.

Pour la modification de l'erreur d'observation, le choix fait ici est d'utiliser l'inverse d'une fonction gaussienne (Miyoshi et al., 2007). Pour une observation donnée, l'erreur associée  $\sigma_l^o$  s'écrit alors :

$$\sigma_l^o = \sigma^o \exp\left(\frac{d^2}{2L_i^2}\right) \quad (3.48)$$

avec  $\sigma^o$  l'erreur d'observation initiale,  $d$  la distance entre le point de grille et l'observation considérée et  $L_i$  un rayon de localisation *interne* choisi arbitrairement. La sélection des observations à inclure dans le vecteur  $\mathbf{y}^o$  se fait également par un second rayon de localisation *externe*  $L_e$  au-delà duquel une observation ne sera pas prise en compte. Ceci permet de réduire la taille du vecteur  $\mathbf{y}^o$  aux seules valeurs de  $\sigma_l^o$  assez faibles pour avoir un impact sur la valeur de l'analyse.

Les rayons de localisation internes et externes ne sont pas les mêmes suivant les dimensions horizontales ou verticales. En effet, les longueurs typiques d'un système atmosphérique sont différentes suivant l'horizontale et la verticale, car le gradient de pression, responsable au premier ordre du déplacement des masses d'air, est imposé par l'équilibre hydrostatique dans la direction verticale, et cette composante est donc beaucoup plus grande que la direction horizontale. Ainsi donc, la localisation est le produit des deux fonctions, l'une verticale, l'autre horizontale :

$$\sigma_l^o = \sigma^o \exp\left(\frac{d_h^2}{2L_{ih}^2}\right) \exp\left(\frac{d_v^2}{2L_{iv}^2}\right) \quad (3.49)$$

avec  $d_h$  et  $d_v$  les distances horizontales et verticales respectivement, et  $L_{ih}$  et  $L_{iv}$  les rayons de localisation interne horizontal et vertical. Les grandeurs typiques du rayon de localisation sont celles des structures atmosphériques à l'échelle synoptique, soit de l'ordre de quelques centaines de kilomètres pour l'horizontale, et d'une échelle de hauteur pour la verticale.

### 3.4.2 Cyclage

La discrétisation du temps introduite dans la section 3.3 fait que le LETKF est un schéma 4D. Dans ce contexte, on définit le *background* et l'analyse comme les états atmosphériques à un instant  $t_n$  et le **forecast** la sortie du modèle pendant la durée de temps où le modèle est confronté aux observations. Ceci impose de concevoir un cyclage entre phases d'analyse et d'intégration du modèle. Il s'agit donc de choisir un intervalle de temps  $\Delta_t = t_{n+1} - t_n; \forall n$ , mais également une durée  $\Delta_f$  entre l'instant de l'analyse et le début du *forecast*. Ceci est illustré dans la figure 3.3. On peut remarquer que dès

lors que  $\Delta_f \neq 0$ , l'utilisation du modèle, c'est-à-dire son *intégration numérique*, est plus longue que le *forecast*, qui, par définition, ne correspond qu'à la durée d'utilisation des observations. L'instant de l'analyse peut être choisi au début, à la fin, à l'intérieur, ou même à l'extérieur de la durée du *forecast*. En effet, le *forecast* est interpolé dans l'espace des observations pour former le vecteur  $\mathbf{Y}^b$ , tandis que le *background* forme le vecteur  $\mathbf{X}^b$  dans l'espace du modèle, ce qui permet d'utiliser les poids de la matrice  $\mathbf{W}^a$  à n'importe quel instant. Il faut bien entendu rester raisonnable et ne pas utiliser un instant trop éloigné du *forecast* pour conserver un lien entre  $\mathbf{Y}^b$  et  $\mathbf{X}^b$ . La durée du *forecast* est nécessairement égale à  $\Delta_t$  afin d'utiliser chaque observation une seule et unique fois.

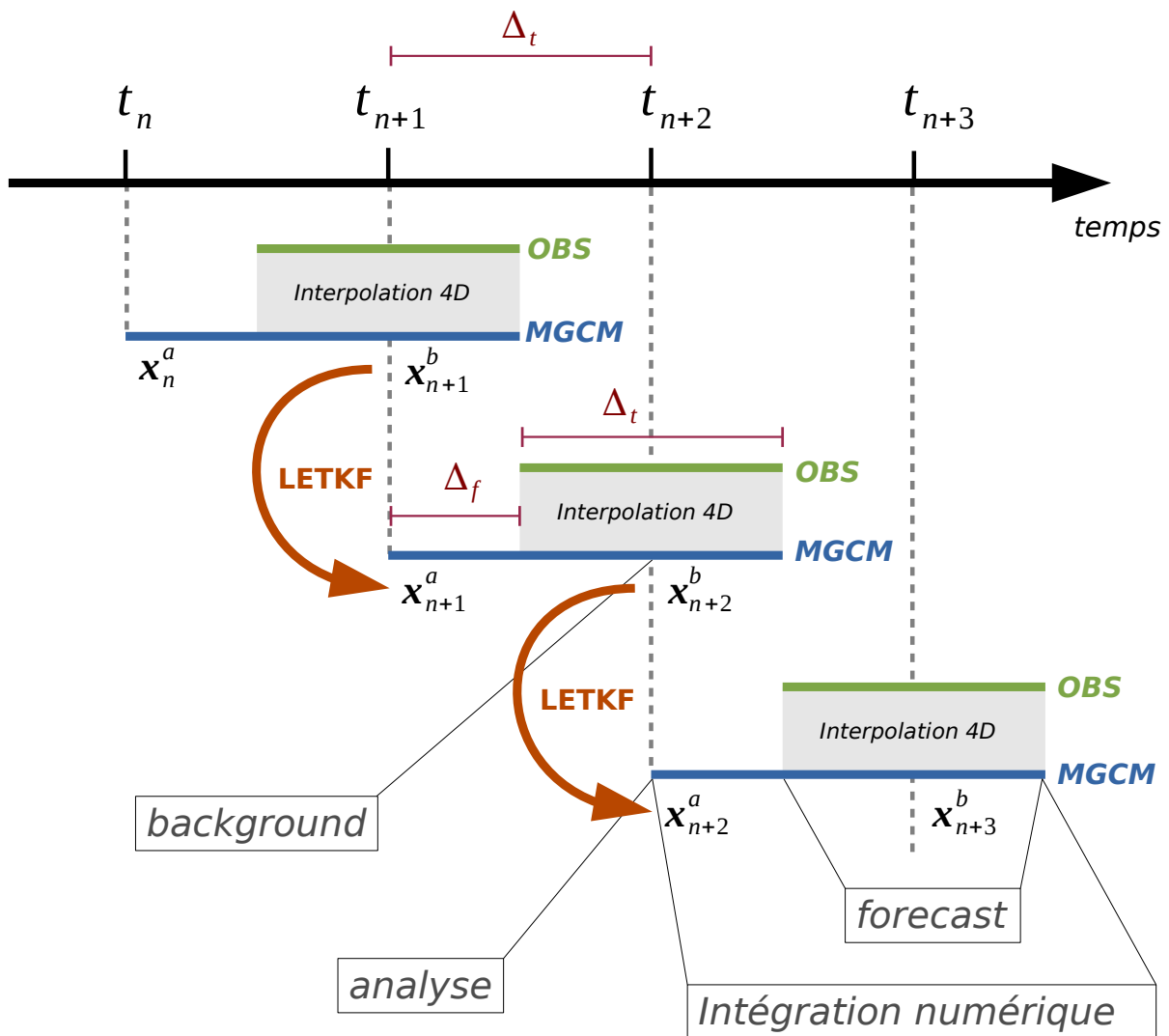


FIG. 3.3: Illustration du cyclage du LETKF

### 3.4.3 Inflation

Le principe de l'EnKF est d'échantillonner la fonction gaussienne qui représente l'état du modèle. Cet échantillonnage se fait par un nombre fini de membres de l'ensemble, ce qui a tendance à sous-estimer la véritable covariance du système car la finitude de l'ensemble fait qu'il n'est pas garanti de connaître toutes les corrélations de l'état atmosphérique (bien que Bocquet et al. (2015) montrent que ce problème peut être surmonté avec une nouvelle formulation de l'EnKF, dite à *taille finie*). De plus, on a vu que le principe de l'assimilation est de diminuer l'incertitude, c'est-à-dire la covariance, du système. Idéalement, un état d'équilibre verrait la covariance du *background* et les erreurs d'observation à peu près égales, et la covariance de l'analyse plus petite. Ainsi, un modèle idéal augmenterait la covariance des valeurs de l'analyse à celle des observations pendant son intégration. Or, en pratique, l'utilisation d'un modèle non parfait et d'une taille d'ensemble finie contribuent en général à fournir au filtre de Kalman une covariance plus petite que les observations (Houtekamer et al., 2009, par exemple). Ceci peut entraîner le filtre dans un cercle vicieux : les observations ont moins de poids que le *background* dans la formation de l'analyse, ce qui donne un *background* avec une covariance encore plus petite au prochain cycle, etc ... Ce comportement, la *divergence du filtre*, peut gravement porter atteinte au bon fonctionnement du filtre, avec des observations de moins en moins considérées cycle après cycle, jusqu'à être complètement ignorées car le filtre a trop confiance dans le modèle qui n'est plus influencé par les observations. La divergence du filtre est un problème systématiquement rencontré dans l'assimilation de l'atmosphère martienne, comme on le verra en pratique dans la section 4.2.2 du chapitre 4.

Pour pallier ce problème, une pratique couramment utilisée est l'*inflation* de la covariance du *background* ou de l'analyse (Anderson and Anderson, 1999). Elle consiste à augmenter la covariance  $\mathbf{P}^b$  ou  $\mathbf{P}^a$ , soit en la multipliant, soit en lui ajoutant une constante. Pour le LETKF, le choix qui s'est imposé est une inflation multiplicative sur le *background*. Son implémentation dans le LETKF est de remplacer le terme  $(k-1)\mathbf{I}$  dans l'équation 3.43 par  $\rho^{-1}(k-1)\mathbf{I}$ , avec  $\rho$  le paramètre d'inflation. Ceci est équivalent à multiplier  $\mathbf{X}^b$  et  $\mathbf{Y}^b$  par  $\sqrt{\rho}$  (Hunt et al., 2007).

Ce facteur d'inflation  $\rho$ , habituellement exprimé en pourcentage, est un paramètre dont la valeur peut être choisi arbitrairement. Il existe néanmoins des méthodes pour estimer sa valeur optimale. Desroziers et al. (2005) montrent comment utiliser le vecteur innovation  $\mathbf{d}$  pour estimer la matrice de covariance  $\mathbf{P}^b$  attendue au vu des observations. À partir de l'équation 3.23, on peut calculer la matrice de covariance de l'innovation :

$$\begin{aligned} E[\mathbf{d}\mathbf{d}^T] &= E[\mathbf{e}^o\mathbf{e}^{oT}] + \mathbf{H}[\mathbf{e}^b\mathbf{e}^{bT}]\mathbf{H}^T \\ &= \mathbf{R} + \mathbf{H}\mathbf{P}^b\mathbf{H}^T \end{aligned} \quad (3.50)$$

Il est ainsi possible de trouver le facteur  $\rho$  qui multipliera la matrice de covariance du *background* obtenue au moyen de l'ensemble dans l'équation 3.35 pour donner la matrice de covariance présente dans l'équation 3.50. Il n'est pas garanti qu'une simple multiplication scalaire puisse permettre de relier ces deux matrices. Une autre approche consiste à ne considérer que les termes diagonaux de la matrice de covariance (Wang and Bishop, 2003). Miyoshi et al. (2010) proposent la relation suivante, en ne considérant



que les termes diagonaux de la matrice de covariance :

$$\rho = \frac{\text{tr}(\mathbf{d}\mathbf{d}^T \circ \mathbf{R}^{-1}) - p}{\text{tr}(\mathbf{H}\mathbf{P}^b\mathbf{H}^T \circ \mathbf{R}^{-1})} \quad (3.51)$$

Li et al. (2009) suggèrent de ne pas utiliser la matrice de covariance  $\mathbf{R}$  des observations déduite des incertitudes de mesure, mais plutôt une matrice  $\mathbf{R}$  obtenue *a posteriori*, une fois l'analyse effectuée et les observations confrontées au *background*. Ceci permet l'utilisation d'une matrice statistiquement correcte au vu de l'analyse. Cette approche, rigoureuse, fait en sorte que le facteur multiplicatif  $\rho$  n'est connu qu'une fois l'analyse effectuée. Li et al. (2009) proposent donc de ne l'utiliser qu'au cycle suivant, avec deux constantes de rappel pour amortir l'impact de l'inflation au cycle suivant. Miyoshi et al. (2010) améliorent cette méthode en n'utilisant qu'une seule constante en considérant une approche gaussienne sur l'estimation du paramètre d'inflation à utiliser. C'est cette dernière méthode qui est implémentée depuis dans le LETKF et permet d'utiliser une inflation adaptative, tridimensionnelle, et qui évolue à chaque cycle d'assimilation. L'inflation adaptative est utilisée pour la suite, mais bien entendu, il existe toujours la possibilité pour l'utilisateur du LETKF d'utiliser une configuration plus simple, avec une valeur d'inflation fixe choisie arbitrairement.

---

Mise en place d'une assimilation de données

---

*Vouloir le vrai, c'est s'avouer impuissant à le créer.*

Friedrich Nietzsche

**Sommaire**

---

<b>4.1</b>	<b>Aperçu des observations MCS . . . . .</b>	<b>70</b>
<b>4.2</b>	<b>Observations synthétiques . . . . .</b>	<b>73</b>
4.2.1	Résultats dans l'espace du modèle . . . . .	74
4.2.2	Inflation et divergence du filtre . . . . .	80
4.2.3	Résultats dans l'espace des observations . . . . .	86
<b>4.3</b>	<b>Observations réelles . . . . .</b>	<b>90</b>
<b>4.4</b>	<b>Synthèse . . . . .</b>	<b>94</b>

---

*Ce chapitre vise à mettre en application la méthode décrite dans le chapitre précédent. Pour cela on utilise l'exemple d'une assimilation atmosphérique martienne avec la méthode LETKF et le GCM du LMD. Le but est de valider la mise en place de la chaîne d'assimilation, notamment avec l'utilisation des observations synthétiques, c'est-à-dire créées spécialement à partir du modèle pour valider l'assimilation. C'est également l'occasion d'introduire brièvement les observations de l'instrument Mars Climate Sounder utilisées ici. Enfin et surtout, le but de ce chapitre est de fournir un exemple d'utilisation et d'analyse de la chaîne d'assimilation de données à des fins pédagogiques, qui puisse servir de guide à des utilisateurs du couplage entre le LETKF et le GCM martien du LMD.*

## 4.1 Aperçu des observations MCS

Le Mars Climate Sounder (MCS) (McCleese et al., 2007) est un instrument d'observation de l'atmosphère martienne. Il a produit un jeu de données inédit en raison de la grande densité d'observations au limbe et de leur extension verticale qui ont révélé des aspects jusque là inconnus de l'atmosphère martienne (voir l'exemple de la poussière dans le chapitre 1 à ce sujet). Ses caractéristiques uniques en font donc un instrument de choix pour l'assimilation.

MCS est l'un des 6 instruments à bord du Mars Reconnaissance Orbiter (MRO), satellite de la NASA orbitant la planète Mars. Les buts scientifiques de MRO sont de chercher la présence de vie présente ou passée sur Mars, comprendre l'histoire de son climat passé, ses processus géologiques, et étudier les ressources présentes nécessaires à l'exploration humaine (Zurek and Smrekar, 2007). MRO est dans une orbite circulaire basse depuis fin août 2006 (MY 28-Ls=100°), à une altitude moyenne de 320 km et une inclinaison de 92.6° pour une période de 112 minutes. Cette orbite est conçue pour être héliosynchrone, avec le survol des heures locales 15 h et 3 h environ.

MCS est un spectromètre constitué de 9 détecteurs linéaires (ou barrettes), chacun composé de 21 capteurs. Chaque barrette est dédiée à une bande spectrale spécifique dans le domaine infrarouge du spectre électromagnétique. Parmi ces 9 barrettes, 8 sont consacrées à des mesures atmosphériques au limbe et une au bilan radiatif aux pôles. Les centres des bandes des 8 barrettes pour les observations au limbe varient de 16,5 à 41,2  $\mu\text{m}$ , pour correspondre à différents types de mesures ( $\text{CO}_2$  gazeux, glace de  $\text{CO}_2$ , poussière, glace d'eau, vapeur d'eau). Chaque barrette est située dans le plan focal d'un des deux télescopes de MCS. Ces télescopes peuvent pivoter selon l'azimuth et l'élévation pour être orientés selon différents points de vue.



FIG. 4.1: Vue de l'instrument Mars Climate Sounder. On y distingue deux orifices qui sont l'entrée des télescopes, deux axes de rotation (en azimuth et élévation), et la plaquette blanche le miroir pour la calibration par le soleil.

Une séquence d'observation, d'une durée de 30 secondes, consiste en 2 mesures nadir<sup>a</sup> de la surface, 8 mesures au limbe et 2 mesures de calibration de l'espace. Le temps d'intégration pour l'observation au limbe est de 2 secondes. A partir des mesures de radiances, un algorithme d'inversion permet de retrouver les profils verticaux de température, poussière et glace d'eau (Kleinböhl et al., 2009). Il consiste, à partir d'un *a priori*, en une convergence vers des profils dont la radiance théorique minimise l'écart aux radiances mesurées. Cet écart résiduel permet de déduire une erreur d'observation estimée, indispensable à l'assimilation de données. Cette convergence peut aussi échouer, auquel cas aucun profil n'est reconstruit. Le taux de réussite varie fortement, de 100 % en conditions de ciel clair, à moins de 10 % en conditions très poussiéreuses (McCleese et al., 2007). À chaque itération de l'algorithme, une sélection s'opère sur chacun de 21 capteurs des 8 barrettes sur des critères de sensibilité optimale étant donné le profil estimé. Pour les aérosols (poussière et glace d'eau), l'hypothèse effectuée est une diffusion simple des photons par les aérosols, dont la distribution en tailles suit une loi Gamma<sup>b</sup>. L'hypothèse de diffusion simple donne des résultats similaires à une hypothèse de diffusion multiple (Kleinböhl et al., 2011), avec une différence relative de 2% en général. Les profils obtenus après inversion consistent en une valeur de température, ou une opacité par km pour les aérosols, en fonction de la pression. L'hypothèse sous-jacente pour le transfert radiatif des aérosols n'a que peu d'influence sur l'opacité estimée. Ainsi, on pourra directement comparer cette opacité à celle du GCM, qui lui emploie une hypothèse de loi lognormale à rayon variable pour la distribution des tailles de particules. Malheureusement, l'inversion de la vapeur d'eau dans une atmosphère de CO<sub>2</sub> est plus difficile qu'initialement imaginée, et les bandes des barrettes dans l'infrarouge lointain ont été conçues trop larges pour cette tâche. À ce jour la possibilité de reconstruire des profils de vapeur d'eau n'est ni acquise ni abandonnée.

L'inversion des profils effectuée par Kleinböhl et al. (2009) fournit des profils sur une échelle de pression avec 105 points régulièrement espacés selon une progression géométrique entre 1879 Pa et 0.0042 Pa. Cette grille verticale suréchantillonne la véritable résolution verticale des inversions, qui est variable et vaut environ 5 km. Une comparaison de niveaux verticaux de MCS et du GCM dans une résolution standard est montrée en figure 4.2. On y voit qu'il y a plus de niveaux verticaux pour MCS que pour le GCM, mais en raison de sa véritable résolution verticale de 5 km, on peut s'attendre à ce que l'information contenue soit comparable à celle produite par le GCM. On peut également comparer les niveaux verticaux de MCS avec ceux de l'instrument TES<sup>c</sup>, qui a servi pour de nombreuses autres assimilations (détaillées dans la section 6.2). La grille verticale de MCS a été conçue pour se superposer à celle de TES, avec un niveau sur deux de MCS correspondant à un niveau de TES. La grille verticale de TES est elle-même un choix arbitraire pour les calculs de transfert de rayonnement de l'inversion. Tout comme MCS, TES utilise des niveaux verticaux plus rapprochés que sa véritable résolution verticale, égale à environ 10 km (Smith, 2004). On voit donc l'intérêt de MCS par rapport à TES, avec une meilleure résolution et extension verticale.

---

<sup>a</sup>Une vue nadir signifie que l'instrument observe la scène qu'il survole à la verticale, par opposition au limbe où il observe l'atmosphère à l'horizontale.

<sup>b</sup>Les lois Gamma sont une famille de lois de probabilité pour des variables aléatoires positives.

<sup>c</sup>Le *Thermal Emission Spectrometer* est un instrument nadir à bord du Mars Global Surveyor, dont on a déjà vu la climatologie du cycle de l'eau reconstruite grâce à ses observations dans le chapitre 2.

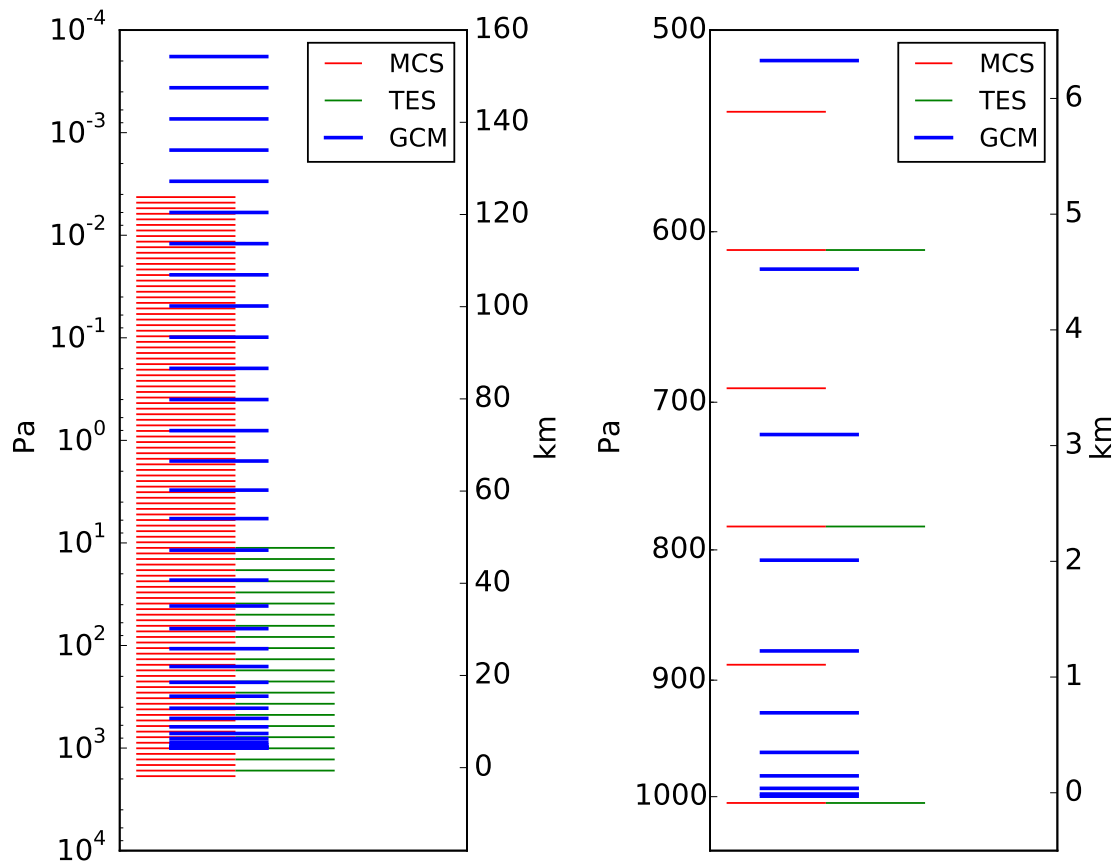


FIG. 4.2: Niveaux verticaux des inversions de MCS, et de TES, comparés avec les altitudes du GCM dans sa configuration standard avec 36 niveaux et une pression de surface de 1000 Pa.

Le limbe est observé le long de la trajectoire de l'orbite, dans un mode appelé *in-track*, avec deux profils consécutifs espacés d'environ 30 secondes, la durée d'une séquence d'observation, soit environ 100 km en distance horizontale sur la planète. L'heure locale des observations suit donc celle de l'orbite de MRO, à 15h et 3h aux basses et moyennes latitudes. Il est toutefois possible d'utiliser un mode *cross-track*, pour lequel l'instrument est pointé vers le limbe dans une direction perpendiculaire à la trace de l'orbite. Ceci permet d'observer à 4 autres heures locales, de part et d'autre de la trace de l'orbite. À l'équateur ces heures locales sont à environ 1 h 30, 4 h 30, 13 h 30, et 16 h 30. Les observations *cross-track* ont débuté mi-septembre 2010 (MY 30-Ls=150°) pour une durée de 30 jours, tous les 30 jours. Elles sont effectuées conjointement avec les observations *in-track*, en alternant une visée *cross-track*, une visée *in-track* vers le soir, une visée au *cross-track*, puis une visée *in-track* vers le matin. Le mode *cross-track* permet de diversifier les observations en heure locale, mais sans acquisition de la température de surface par une visée nadir. Sans cette contrainte la surface, l'extension verticale du profil vers le bas est limitée et commence en général vers 20 km.

## 4.2 Observations synthétiques

Afin de valider une chaîne d'assimilation, il est instructif de débiter par une assimilation d'observations synthétiques. Ces observations, issues du modèle, nous permettent de procéder à une assimilation en ayant une connaissance absolue de la réalité. Ceci permet d'étudier la performance de la méthode d'assimilation, tout en s'assurant qu'aucun bogue ne subsiste dans la mise en place de la chaîne d'assimilation. Ce genre d'étude porte le nom d'OSSE, pour *Observing System Simulation Experiment* (voir par exemple Daley and Mayer (1986)). Il s'agit même d'une étape rassurante avant l'assimilation d'observations réelles, pour lesquelles nous n'aurons plus accès à une connaissance absolue de l'atmosphère. Elle peut également permettre de tester différentes hypothèses en utilisant un modèle parfait ou avec des imperfections simulées, en jouant sur la paramétrisation du modèle utilisé pour l'assimilation et pour la création des observations synthétiques. Cette étape constitue donc une condition nécessaire, mais pas suffisante, au succès de l'assimilation d'observations réelles.

Un tel exercice a été mené par Hoffman et al. (2010) avec le LETKF et le GCM martien du Geophysical Fluids Dynamics Laboratory (GFDL). Ils ont démontré qu'un filtre d'ensemble de Kalman était à même de pouvoir assimiler l'atmosphère martienne en utilisant des observations synthétiques. Le but ici est de reprendre à mon compte ce type d'étude dans le but de valider la mise en place de la chaîne d'assimilation qui couple le LETKF et le GCM du LMD. Ainsi, je ne souhaite pas faire une étude très poussée d'OSSE, et me contente donc du cas où le modèle est parfait, c'est-à-dire où le modèle utilisé pour générer les observations synthétiques et celui utilisé pour l'assimilation sont identiques. Le GCM représente alors parfaitement la réalité que l'on cherche à assimiler.

Pour construire les observations synthétiques, on utilise les profils verticaux de température de MCS pour l'année MY 29, pendant 30 sols à partir de  $L_s=270^\circ$ , c'est-à-dire des sols 515 aux sols 545. Pour chaque point de l'inversion, l'observation réelle est substituée par une valeur de température issue d'une simulation de référence, et interpolée depuis la grille du modèle à l'emplacement de l'observation. Cette simulation de référence joue le rôle de la réalité que l'on cherche à assimiler, et qu'on appellera pas la suite *nature*<sup>d</sup>. La simulation *nature* possède 64 points en longitude et 48 en latitude, 36 niveaux verticaux, et est guidée par un scénario de poussière de l'année martienne 29. Pour l'assimilation, le GCM est utilisé dans la même configuration.

Les observations synthétiques ont également une erreur gaussienne ajoutée à l'interpolation de la simulation *nature*, dont l'écart-type est celui des véritables observations MCS. Cet écart-type est typiquement de 0.1 K à 0.5 K entre 1000 et 1 Pa. Nous avons toutefois imposé une valeur minimale de 2 K lors de l'assimilation pour l'erreur des observations. La raison est que MCS possède une résolution horizontale bien meilleure que celle du GCM, ce qui lui permet de résoudre des structures en température avec une variation de moins de 1 K que le GCM ne peut pas simuler. Ce seuil de 2 K est également utilisé pour l'assimilation des observations réelles dans la section 4.3 et les chapitres 5 et 6.

Au total, ce sont un peu plus de trois millions d'observations synthétiques qui sont créées pour la période concernée. Il est à noter que du sol 528 au sol 532, il y a un intervalle sans données réelles, et donc synthétiques, ce qui nous permettra

---

<sup>d</sup>On suit là la nomenclature propre au code du LETKF

d'apprécier le comportement de l'assimilation en l'absence de données pendant une durée de quelques cycles d'assimilation. La figure 4.3 montre la répartition de ces observations en fonction du temps.

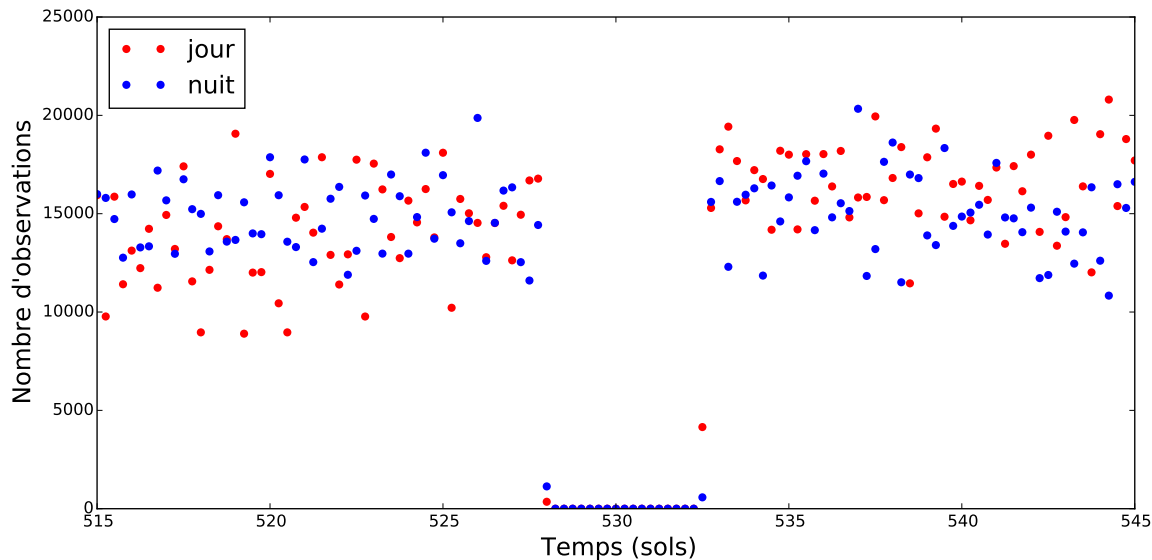


FIG. 4.3: Nombre d'observations synthétiques de température côté jour et côté nuit pour chaque cycle de 6 h.

L'objectif est de faire une assimilation de la température synthétique avec une configuration de référence du LETKF pour valider la mise en place de la chaîne d'assimilation. Nous utilisons un ensemble de 16 membres et un cycle de 6 heures, avec une localisation interne  $L_{ih}$  de 600 km et  $L_{eh}$  externe de 900 km, et une inflation adaptative. Le vecteur d'état atmosphérique est constitué de la température et des vents méridionaux et zonaux. Seule la température est présente dans les observations, donc pour calculer l'analyse des vents, on utilise la même matrice  $\mathbf{W}^a$  que pour la température. Autrement dit, la combinaison linéaire locale, appliquée à l'ensemble pour obtenir une analyse de la température, est également appliquée aux vents. Modifier les vents en même temps que la température est nécessaire pour obtenir un état atmosphérique équilibré pour l'analyse. Cette manière de procéder, en utilisant l'analyse d'une variable pour calculer l'analyse d'une autre variable, soulève de nombreuses questions sur le domaine de validité, le choix entre variables observées, la nécessité de procéder ainsi ... Ceci constitue le sujet principal de discussion des chapitres 5 et 6.

### 4.2.1 Résultats dans l'espace du modèle

L'état initial de l'assimilation doit représenter toutes les possibilités que peut prendre l'atmosphère. Pour ce faire, nous faisons une simulation différente pour chaque membre de l'ensemble pendant 30 sols, des sols 485 à 515, en faisant varier la colonne de profondeur optique de poussière pour chaque membre, de 0.05 à 3.

La figure 4.4 montre l'écart-type en température de l'analyse et du *background* entre 10 et 60 km d'altitude. On voit que celui-ci, initialement à 10 K, converge en 2 sols vers une valeur de 2 K. Ceci est la conséquence de deux effets.

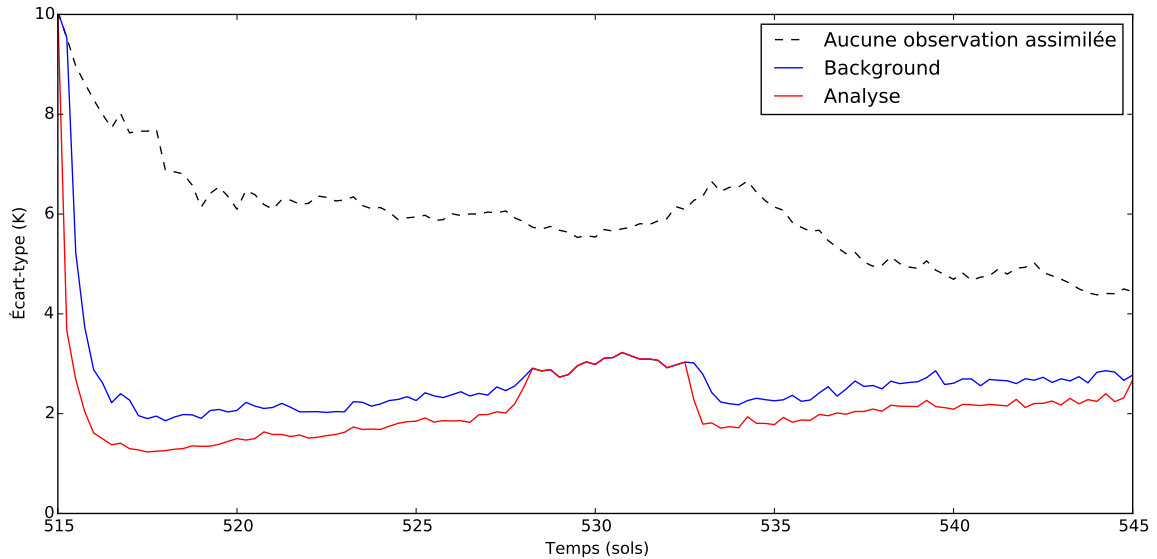


FIG. 4.4: Moyenne globale de l'écart-type de la température du *background* et de l'analyse entre 10 et 60 km d'altitude. Pour le cas sans assimilation des observations, l'analyse est par principe égale au *background*.

Pour une part, il s'agit de la convergence du filtre, où cycle après cycle on voit la covariance de l'état atmosphérique diminuer. L'information fournie par les observations aux cycles précédents s'accumule jusqu'à converger vers un minimum qui correspond à l'erreur des observations.

Pour une autre part, il s'agit du rappel vers le scénario de guidage de poussière, imposé comme étant le même à tout l'ensemble, alors que les états initiaux pour chaque membre de l'ensemble proviennent d'une simulation où la poussière variait énormément, avec des valeurs de 0.05 à 3 pour la profondeur optique en colonne. On le voit clairement en comparant avec une assimilation où aucune observation n'est assimilée. Dans ce cas, le rappel dû au guidage se produit en une dizaine de sols. Pour s'affranchir de cet effet, on aurait pu utiliser des états initiaux pour lesquels on aurait intégré le modèle avec une colonne de profondeur de poussière différente pour chaque membre, puis quelques dizaines de sols avec le scénario de l'année 29. Toujours est-il que la convergence est très rapide en présence d'observations.

On peut également noter que l'écart-type de l'analyse est plus petit que celui du *background*, ce qui signifie comme attendu que l'étape de l'analyse réduit la dispersion de l'ensemble et que le modèle l'augmente. La valeur de cet écart-type convergé, autour de 2 K, est à rapprocher de l'erreur des observations. En effet, on a imposé une valeur minimale de 2 K pour les erreurs des observations. Il se trouve que l'erreur des observations est effectivement égale à cette valeur minimale de 2 K pour la plupart des observations entre 10 et 60 km d'altitude. La valeur convergée de l'écart-type ne peut pas être beaucoup plus petite que l'erreur des observations, il s'agit là d'une limite statistique qu'il est impossible de dépasser au vu de l'information apportée par des observations bruitées à 2 K. De plus, il est désirable d'avoir une covariance du *back-*



*ground* du même ordre de grandeur que l'erreur des observations, afin que modèle et observations aient le même poids dans la construction de l'analyse.

On voit également clairement l'effet de l'absence de données à assimiler entre les sols 528 et 532. Dans ce cas, l'écart-type du *background* et de l'analyse sont confondus, puisque sans observations l'analyse est égale au *background*. On constate une hausse de l'écart-type du *background* pendant cette période, suivie d'une petite convergence dès que les observations sont à nouveau assimilées.

On pourra néanmoins noter que les courbes d'écart-type témoignent d'une lente dérive de la valeur convergée. Cet effet est dû à l'inflation adaptative, introduite dans la section 3.4.3 et dont l'effet sera décrit dans la section 4.2.2.

Puisqu'on a accès à la *nature*, il est intéressant de comparer l'erreur quadratique entre *nature* et assimilation. L'erreur quadratique moyenne en température  $E_T$  pour un ensemble  $\mathcal{D}$  de points du modèle est simplement définie par :

$$E_T = \sqrt{\frac{1}{\text{Card}(\mathcal{D})} \sum_{i \in \mathcal{D}} (T(i) - T^{\text{nature}}(i))^2} \quad (4.1)$$

avec  $T$  la température du *background* ou de l'analyse.

Dans la figure 4.5, on voit une convergence de l'erreur quadratique moyenne, avec une allure des courbes et des valeurs semblables à celles de l'écart-type. Cette similarité entre écart-type de l'ensemble et erreur quadratique avec la *nature* montre que l'ensemble représente bien l'incertitude que l'on possède sur l'état atmosphérique réel. De plus, la diminution de l'erreur quadratique vers des valeurs plus petites que celles obtenues sans assimilation montre bien que la chaîne d'assimilation fonctionne comme attendu, et **valide donc sa mise en place**.

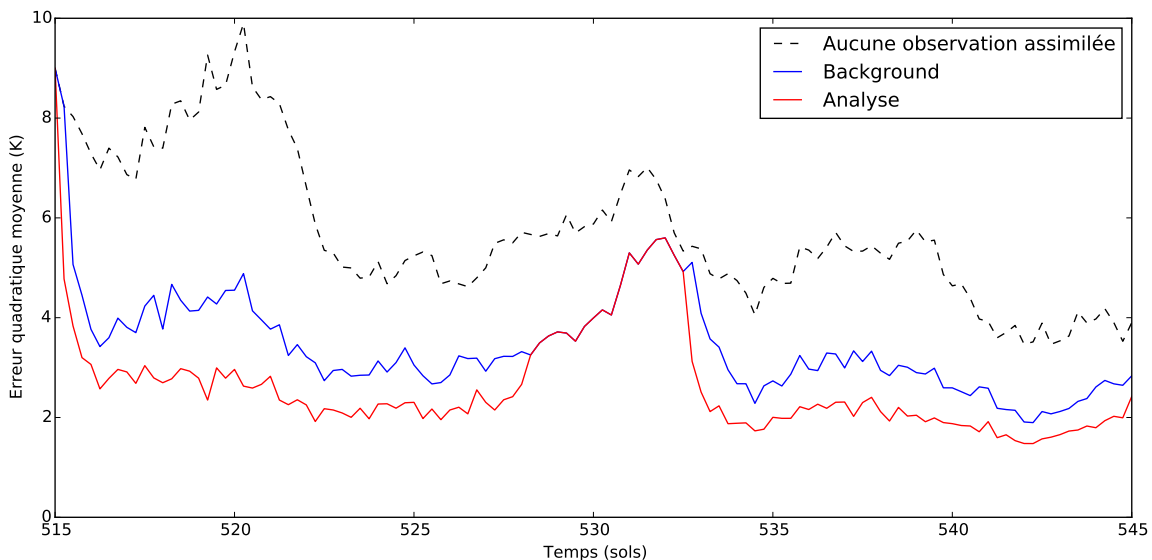


FIG. 4.5: Erreur quadratique moyenne de la température du *background* et de l'analyse entre 10 et 60 km d'altitude.

Sans assimilation, on observe des oscillations de l'erreur quadratique moyenne en fonction du temps sur la figure 4.5. On peut les interpréter physiquement grâce à la figure 4.6, qui montre la pression de surface pour la latitude  $70^\circ\text{N}$ . On y remarque tout d'abord la dépendance de la pression de surface à la longitude, en raison des variations de topographie à cette latitude. On y voit également une diminution de la pression de surface en fonction du temps, due à une diminution de la masse atmosphérique globale pendant cette période de l'année par condensation du dioxyde de carbone aux pôles. Le plus intéressant dans la figure 4.6 est d'y voir la signature de ondes baroclines qui balayent les plaines de l'hémisphère Nord (Collins et al., 1996). Sans assimilation de la température, des nombres d'ondes et des phasages différents apparaissent pour chaque membre de l'ensemble, qui correspondent à des modes d'onde différents, avec une période entre 2 et 5 sols. Selon leur phasage et leur fréquence, l'erreur quadratique moyenne est modulée sur une période d'une dizaine de sols. Il s'agit là de l'effet d'une comparaison entre la moyenne d'un ensemble d'ondes décorréelées, laquelle moyenne est due au hasard du mode de l'onde que chaque membre peut prendre. Lorsque la température est assimilée, on arrive à reproduire le phasage et la fréquence des ondes baroclines de la simulation *nature*. Ceci prouve que l'assimilation est (théoriquement) capable d'assimiler des ondes de pression avec une structure chaotique, avec pour seule information les mesures (synthétiques) de température.

On peut aussi visualiser la structure spatiale des écarts-types et des erreurs quadratiques moyennes pour un état convergé. La figure 4.7 montre ces grandeurs en fonction de l'altitude et de la latitude pour un état convergé entre les sols 535 et 545. On remarque que l'écart-type est très semblable à l'erreur quadratique, ce qui est attendu d'une assimilation. Comme on l'a déjà relevé pour la figure 4.5, l'ensemble représente l'incertitude par rapport à l'état atmosphérique qu'on cherche estimer et il est donc attendu qu'il soit proportionnel à la distance à la réalité. La structure spatiale montre une incertitude quasi-nulle entre  $60^\circ\text{N}$  et le pôle Nord, proche de la surface. En effet, c'est la saison de l'hiver dans l'hémisphère Nord à cette période de l'année et cette zone correspond à la nuit polaire, où la température atmosphérique est déterminée par la température condensation du dioxyde de carbone. Il y a donc peu de variabilité atmosphérique ou de raison d'avoir un désaccord avec la *nature*, puisque le modèle est « parfait ».

L'incertitude est la plus grande vers 60 à 80 km d'altitude dans les tropiques et aux latitudes polaires Nord au dessus de 40 km. Ceci peut s'expliquer par la circulation globale, qui génère une plus grande variabilité atmosphérique dans ces zones. La figure 4.8 montre une moyenne zonale de la température atmosphérique pour la *nature* à cette même période. On distingue bien le phénomène de *réchauffement polaire* (Wilson, 1997) dans l'hémisphère Nord, par exemple avec la ligne d'iso-contour à 180 K. Le réchauffement polaire est un effet dynamique dû à la circulation globale où une cellule de Hadley (ou deux au moment de l'équinoxe), qui consiste en un flux de masse des tropiques vers les pôles, provoque un chauffage par compression adiabatique de l'air entraîné des hautes altitudes vers les plus basses. On voit clairement ce flux de masse sur la figure 4.8, avec la descente d'air au Nord de la latitude  $60^\circ\text{N}$ . Le champ de couleurs de cette figure montre l'écart-type du champ de température de la *nature* pour la période considérée. Cet écart-type est maximal là où il y a convergence du flux de masse global. On voit la correspondance de cet écart-type avec les champs d'écarts-types de l'ensemble et d'erreur quadratique moyenne de la figure 4.7.

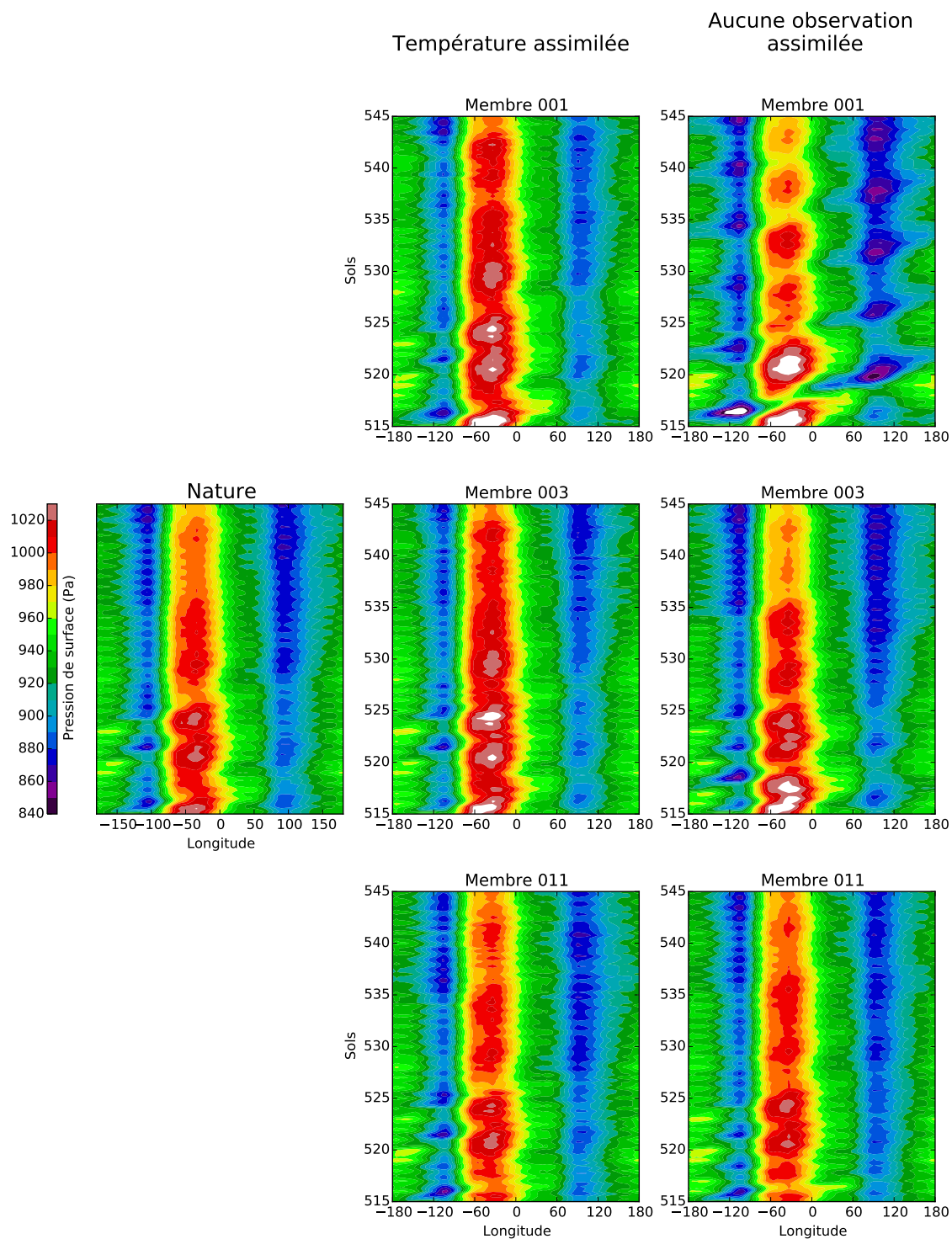


FIG. 4.6: Pression de surface à la latitude  $70^\circ\text{N}$  en fonction du temps et de la longitude pour la simulation *nature* (gauche) et 3 membres de l'ensemble dans un cas avec assimilation de la température (colonne du milieu) et sans observation assimilée (colonne de droite).

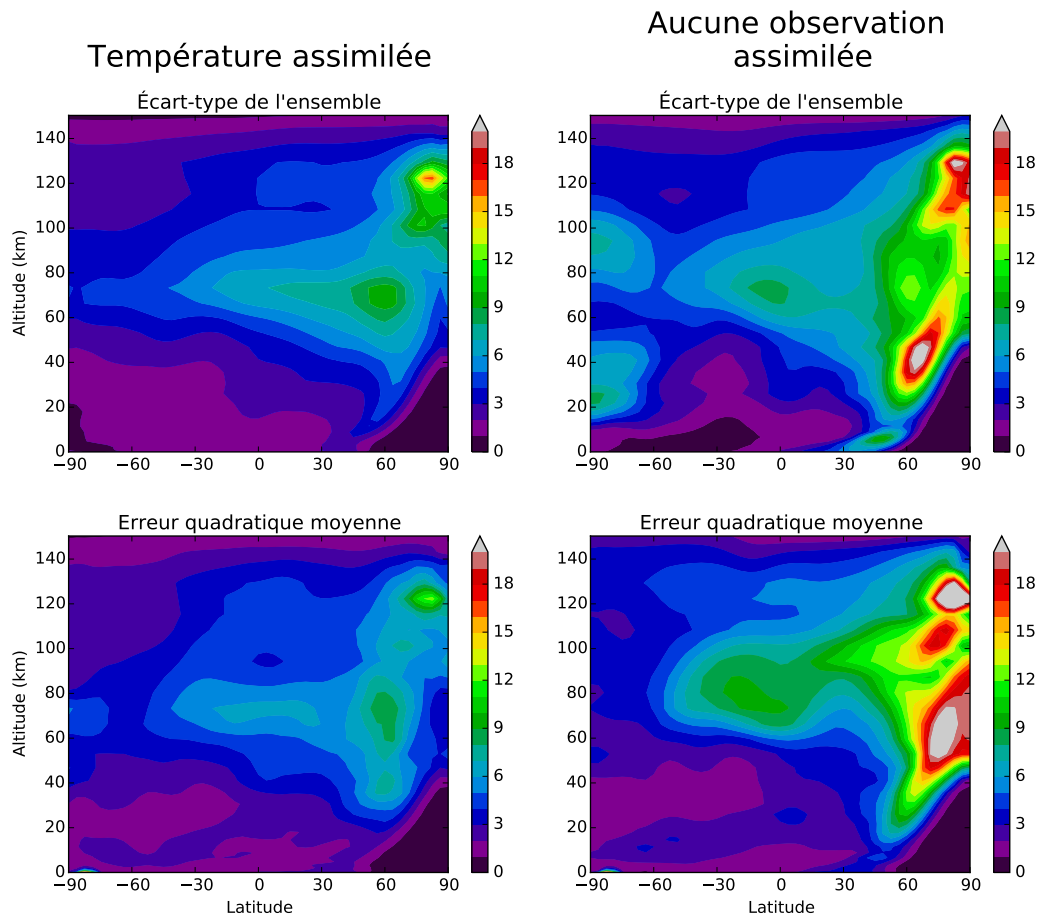


FIG. 4.7: Moyenne zonale de l'écart-type du *background* de l'ensemble (haut) et erreur quadratique moyenne entre le *background* et la *nature* (bas) si la température est assimilée (gauche) ou non (droite), pour la période des sols 535 à 545.

Ceci montre bien le caractère d'origine physique de l'erreur de l'assimilation, là où la variabilité atmosphérique est la plus grande en raison de la fluctuation du transport atmosphérique global.

Il reste néanmoins des différences entre les champs des figures 4.7 et 4.8. L'écart-type de la *nature* est plus grand proche de la surface, car la température varie énormément avec l'heure locale. Ceci ne génère pas d'erreur dans l'assimilation car on reproduit bien l'effet de l'heure locale proche de la surface : le modèle est parfait et les températures proches de la surface sont dominées par le chauffage radiatif direct. On voit également une valeur d'une dizaine de degrés Kelvins entre 60°S et 30°S de latitude vers 120 km d'altitude pour l'écart-type de la *nature*, qui ne transparaît pas dans l'assimilation. Pour l'interpréter, supposons l'ergodicité du système atmosphérique martien, qui dit qu'une série temporelle suffisamment longue est statistiquement équivalente à de multiples réalisations, pour peu que le système soit stationnaire. Dès lors, l'ensemble sans assimilation des observations devrait être

similaire à la *nature*, et donc leurs écarts-types similaires. On peut donc interpréter les différences qui subsistent, comme celle entre 60°S et 30°S à 120 km, comme dues à la dérive saisonnière, avec la modification de la cellule de Hadley, faible mais tout de même présente sur une période de 10 sols.

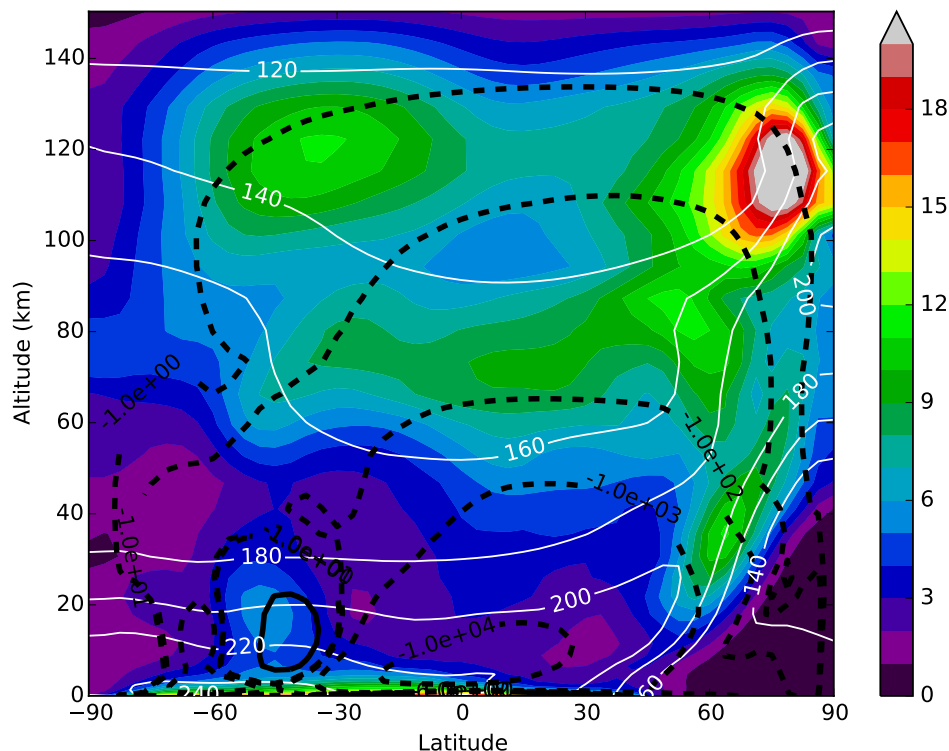


FIG. 4.8: Moyennes zonales de la température (contours blancs), du flux de masse (contours noirs, en  $10^6 \text{ kg.s}^{-1}$ ) et de l'écart-type de la température (couleurs) pour la simulation *nature* pour la période des sols 535 à 545.

## 4.2.2 Inflation et divergence du filtre

Jusqu'ici l'assimilation de la température a été conduite avec l'utilisation d'une inflation adaptative, décrite dans la section 3.4.3. Il s'avère nécessaire d'utiliser une inflation, sous peine d'avoir affaire à une **divergence du filtre**. La divergence du filtre se produit lorsque l'ensemble, construit pour estimer la covariance de l'état atmosphérique par son écart-type, possède une dispersion assez petite pour ignorer les observations. Ce comportement fallacieux du filtre de Kalman d'ensemble résulte d'un cercle vicieux, où si l'écart-type de l'ensemble du *background* est trop petit, alors l'analyse sera construite principalement grâce à l'information du *background* au détriment des observations, et avec un écart-type d'ensemble encore plus petit. Au cycle suivant, si l'utilisation du modèle ne suffit pas à augmenter l'écart-type aux mêmes valeurs que celles du *background* précédent, l'effet sera encore plus marqué. Le risque est donc d'obtenir un état convergé pour lequel les observations sont quasiment complètement ignorées, le modèle s'assimilant lui-même car son ensemble n'est pas assez dispersé.

Ce phénomène se produit à coup sûr dans le cas d'une assimilation martienne, même avec des observations synthétiques et un modèle parfait. La figure 4.9 reprend les courbes d'écart-types d'analyse et du *background*, avec et sans inflation. On voit que sans inflation les écart-types sont beaucoup plus petits que dans le cas avec inflation. Ils sont bien plus petits que l'erreur minimale des observations, de 2 K, ce qui prouve que l'assimilation connaît un problème et n'utilise pas les observations pour estimer l'état atmosphérique.

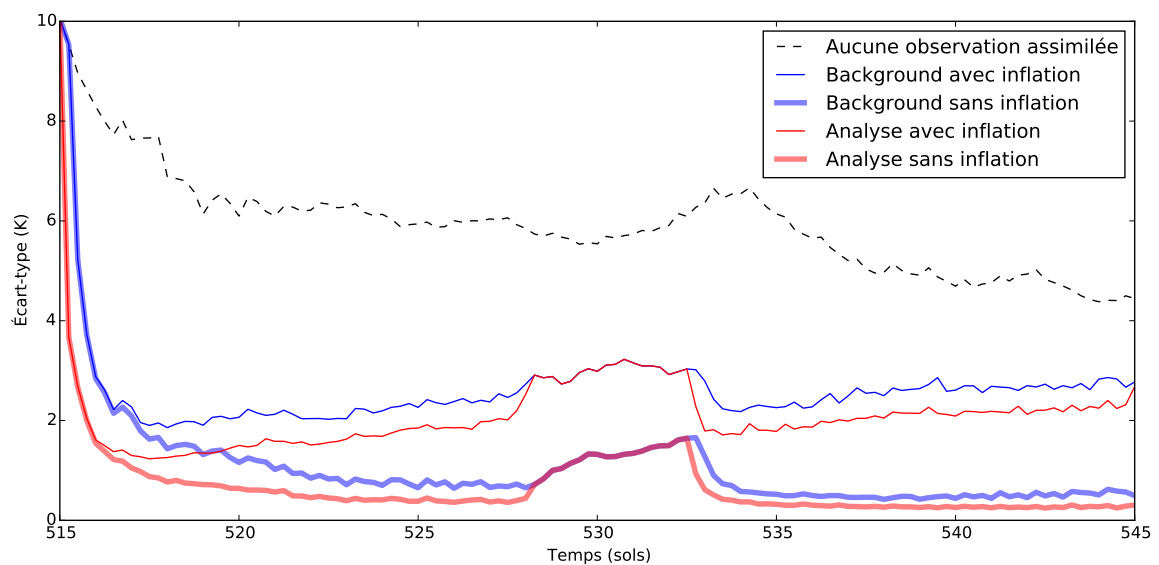


FIG. 4.9: Écart-types d'ensemble, comme pour la figure 4.4.

On voit également l'effet de la divergence du filtre dans l'incrément de l'analyse, c'est-à-dire la différence entre l'analyse et le *background*. Dans la figure 4.10, on constate qu'à des altitudes inférieures à 80 km, la moyenne quadratique de l'incrément est plus petite sans inflation qu'avec. Ceci signifie que les corrections apportées à l'état atmosphérique sont moindres car le filtre de Kalman tient moins compte des observations. On peut également remarquer que la structure spatiale de l'incrément de l'analyse correspond bien à l'incertitude de l'atmosphère dans la figure 4.7. En effet, plus grand l'écart-type de l'ensemble, plus grand est le poids donné aux observations, et plus grand est l'incrément. Dans le cas sans inflation, on a constaté que cet incrément est plus petit que l'erreur quadratique moyenne avec la *nature*, et donc que l'assimilation est inefficace à estimer l'état atmosphérique.

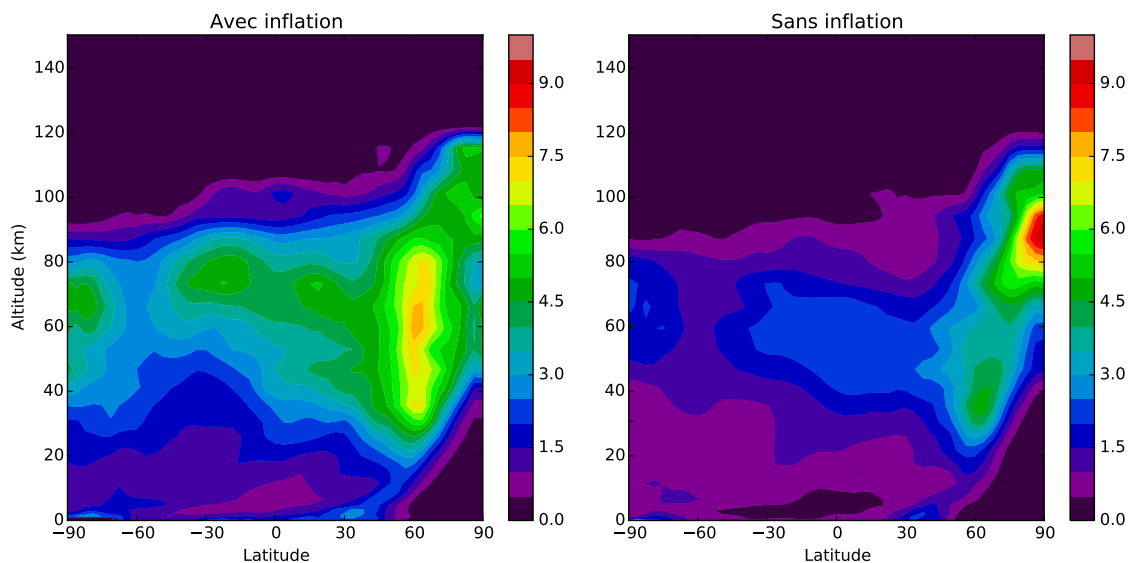


FIG. 4.10: Moyenne zonale quadratique de l'incrément de l'analyse  $\bar{\mathbf{x}}^a - \bar{\mathbf{x}}^b$  en température pour la période des sols 535 à 545.

Afin de visualiser, voire de quantifier, la capacité d'un ensemble à représenter les observations en les encadrant, on peut utiliser un diagramme de rang (Talagrand et al., 1997; Candille and Talagrand, 2005). Le diagramme de rang se construit en considérant pour chaque observation le nombre de membres dont la valeur lui est supérieure. On obtient ainsi un histogramme, qui indique au rang  $N$  le nombre d'observations qui sont supérieures à  $N$  membres et inférieures à  $N + 1$  membres. Idéalement, pour un ensemble équilibré, le diagramme de rang doit être « plat », c'est-à-dire que toutes les valeurs de l'histogramme sont à peu près égales. Si ce n'est pas le cas, la forme de l'histogramme permet de dire si un ensemble est trop ou pas assez dispersé selon la concavité ou la convexité de l'histogramme respectivement, ou bien s'il présente un biais chaud ou froid (si les observations sont des températures) en cas d'asymétrie de l'histogramme. La figure 4.11 montre un histogramme pour le sol 540, à minuit, exemple qui est représentatif de l'ensemble de l'assimilation. On voit clairement par les trop grandes valeurs des barres extrêmes que l'ensemble n'est pas assez dispersé. Dans le cas étudié précédemment, avec 16 membres et une inflation, plus de 29 900 observations sont en dehors de l'ensemble, soit 46 % au lieu de 11,7 % ( $= 100 \times 2/16$ ) si l'ensemble était équilibré. Sans inflation, ce sont 89 % des observations qui sont en dehors de l'ensemble. Afin de tenter de réduire ce problème, une configuration avec inflation et un ensemble trois fois plus grand a été tentée, composé de 48 membres (figure 4.11). On voit que 23 % des observations sont en dehors de l'ensemble, au lieu de 4 %. Le problème demeure donc lorsque la taille de l'ensemble augmente.



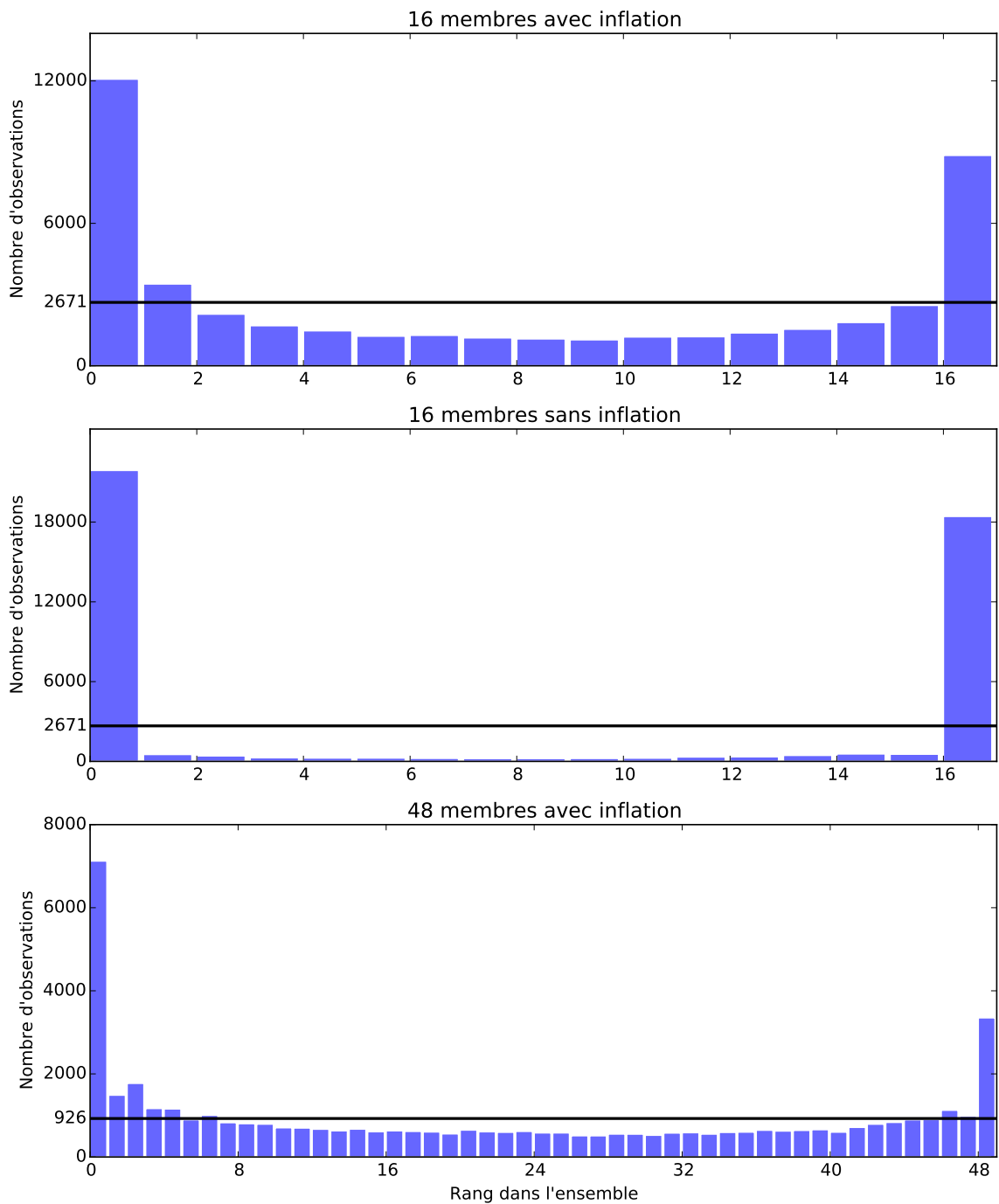


FIG. 4.11: Diagramme de rang pour 3 cas d'assimilation différents pour un cycle, au sol 540 à minuit. La ligne horizontale noire représente le nombre d'observations attendu pour chaque rang si l'ensemble était équilibré.



L'inflation utilisée est adaptative, ce qui signifie que sa valeur est estimée par la comparaison entre observations et *background* et qu'elle varie spatialement et temporellement. La figure 4.12 montre son évolution au cours de l'assimilation. Elle débute à 0 % et évolue vers une pseudo-convergence en 15 sols d'une valeur moyenne globale entre 150 % et 300 % selon l'altitude. Une valeur de 300 % signifie que la dispersion du *background* est corrigée en étant multipliée par 4 avant le calcul de l'analyse. Il ne s'agit pas d'une convergence au sens strict, car cette valeur continuera à évoluer au gré des observations et du comportement d'un modèle. Toutefois, la vitesse de variation de l'inflation est très forte pendant les 10 premiers sols, puis diminue et reste faible, c'est pourquoi on parle de pseudo-convergence. La vitesse de convergence dépend d'une constante de rappel adimensionnée (Miyoshi et al., 2010), fixée ici à 0.0025 suite à une simple étude de sensibilité non montrée ici. Cette valeur a été choisie pour engendrer des adaptations de la dispersion de l'ensemble sur une dizaine de sols typiquement. La lente dérive de l'écart-type observée dans les figures 4.4 et 4.9 est la manifestation des changements de valeur d'inflation adaptative, qui évolue en permanence.

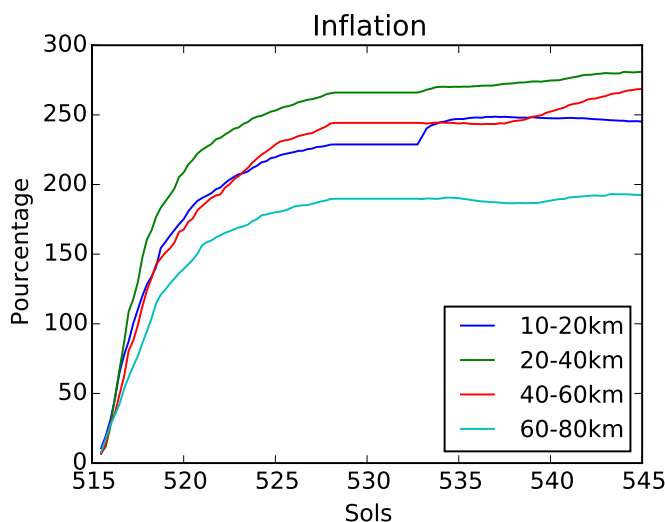


FIG. 4.12: Moyenne globale de l'inflation de la température de l'ensemble pour 4 gammes d'altitudes différentes.

La figure 4.13 montre la structure spatiale de l'inflation. On voit que des valeurs d'au moins 200 % sont présentes dans les tropiques, et plus de 600 % aux pôles. Ces valeurs sont très élevées, et soulèvent à juste titre des interrogations lorsqu'elles sont comparées à des valeurs typiques utilisées pour l'atmosphère terrestre, de l'ordre de 0 à 10 % en général (Anderson, 2007; Miyoshi et al., 2010). On peut tout d'abord y voir là la manifestation du caractère très peu variable de l'atmosphère martienne, pour laquelle la divergence du filtre est un danger permanent. Le constat est que l'assimilation martienne n'est réalisable qu'avec une inflation de 200 % ou plus, sans laquelle il est impossible d'assimiler des observations.

L'effet d'une si forte inflation pose également la question de la validité de l'ensemble. Le risque est d'extrapoler la covariance de l'ensemble vers des valeurs non physiques, car non construites par le modèle. Le fait que l'incrément de l'analyse soit du même

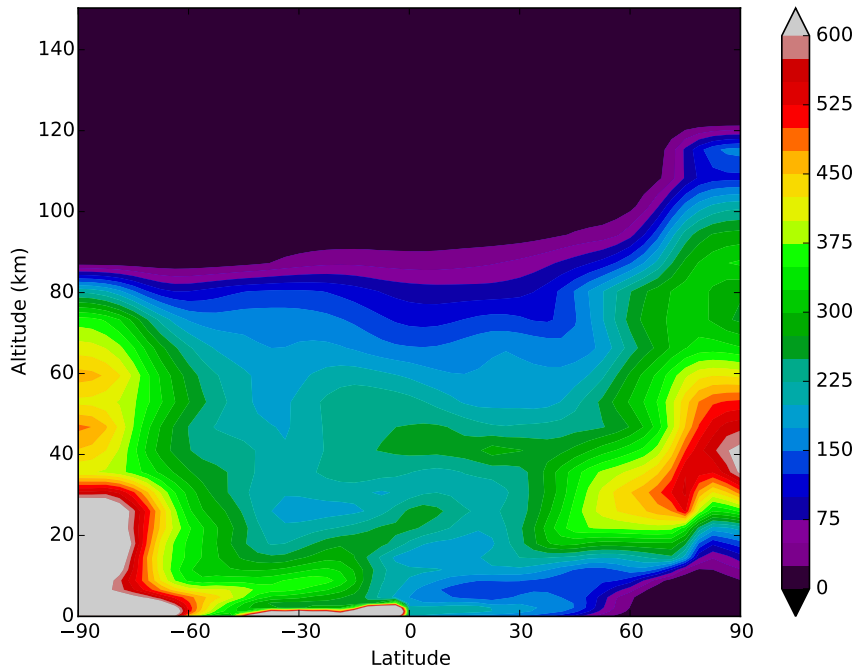


FIG. 4.13: Moyenne zonale de l'inflation de la température de l'ensemble pour la période des sols 535 à 545.

ordre de grandeur que l'écart-type de l'ensemble, ainsi que la bonne estimation de structures atmosphériques comme les ondes baroclines nous permet d'avancer que ce risque est pour l'instant écarté. On peut également arguer que l'utilisation d'un modèle parfait a tendance à réduire la dispersion de l'ensemble et qu'un cas plus réaliste ne sera pas soumis au même problème avec autant d'intensité.

Une assimilation de l'atmosphère martienne avec une méthode d'ensemble a été mise en place par le passé par deux autres équipes, ce qui nous permet de comparer les valeurs d'inflation obtenues. Greybush et al. (2012) montrent que l'inflation adaptative donne des valeurs de 50 % avec le LETKF et le GCM du GFDL. Cette plus petite valeur est due à un facteur multiplicatif sur le guidage en poussière variable dans l'ensemble. Cette solution permet de diminuer l'inflation, mais a le désavantage d'imposer une valeur moyenne et une dispersion en poussière fixe pour l'ensemble. Elle n'est pas retenue dans notre étude, car l'estimation de la poussière est d'un grand avantage, comme on le verra dans le chapitre suivant. Lee et al. (2011) indiquent ne pas utiliser d'inflation en utilisant le schéma DART. Ils expliquent utiliser une perturbation initiale sur la colonne intégrée de profondeur optique de poussière, sans en préciser l'ampleur. Il est dit que le modèle climatique utilisé pour cette assimilation utilise une colonne de profondeur optique modifiée autant que nécessaire par l'assimilation, sans qu'il ne soit donné plus de détails. Il mentionne tout de même que dans la haute atmosphère la faible dispersion de l'ensemble nuit à la qualité de l'assimilation.

C'est donc une approche pragmatique qui prévaut dans notre cas, avec l'utilisation d'une inflation adaptative, pour répondre à un problème de premier ordre jusque là implicitement résolu par une manipulation de la poussière dans les études passées.

### 4.2.3 Résultats dans l'espace des observations

Dans la section 4.2.1 nous avons présenté et analysé les résultats de l'assimilation dans l'espace du modèle, c'est-à-dire ne s'intéressant qu'aux états atmosphériques dans la grille du modèle. Plus concrètement, on ne s'est intéressé qu'à deux états atmosphériques :

- Le *background*  $\mathbf{x}^b$ , qui est la sortie du modèle à l'instant de l'analyse.
- L'analyse  $\mathbf{x}^a$ , qui sert d'état initial pour relancer le modèle.

En s'intéressant à l'espace du modèle, on a l'avantage de pouvoir directement comparer l'assimilation à la *nature*. Toutefois, pour une assimilation avec de véritables données d'observations, nous n'aurons pas accès à la réalité que l'on cherche à assimiler et nous ne pourrions que nous tourner vers la comparaison entre modèle et observations. Pour ce faire, on étudie l'innovation  $\mathbf{y}^o - H(\bar{\mathbf{x}}^b)$ , c'est-à-dire qu'on ne se situe plus dans la grille régulière du modèle, mais aux emplacements et instants où existent des observations. Contrairement au *background* et à l'analyse, les observations, et donc l'innovation, sont dispersées dans le temps et ne sont pas restreintes à un instant donné. C'est donc un moyen de comparer en prenant en compte tous les instants disponibles du forecast. La figure 3.2 illustre cette ambivalence temporelle entre espace du modèle et des observations. Dans le cadre d'une OSSE, il n'est pas inutile de s'intéresser aux résultats dans l'espace des observations, mais cela reste moins pertinent, puisque la connaissance absolue de l'état atmosphérique réel lui est beaucoup plus puissante. Toutefois, afin de préparer l'assimilation de véritables observations, nous détaillons ici les résultats dans l'espace des observations.

La figure 4.14 montre la moyenne du vecteur innovation, en séparant les observations de jour et de nuit. On peut tout d'abord remarquer que l'échelle verticale est en pression et non plus en altitude locale, car les observations sont fournies sur une échelle de pression. On est donc bien dans l'espace des observations. On voit que la valeur absolue de la différence entre modèle et observations reste inférieure à 4 K, sauf pour des pressions inférieures à 0.1 Pa. La moyenne du vecteur innovation est du même ordre de grandeur que l'écart-type de l'ensemble, l'erreur des observations, et l'incrément de l'analyse. Elle est aussi du même ordre de grandeur que l'écart-type de l'innovation sur la période considérée. Les valeurs les plus grandes de la valeur absolue de la moyenne et de l'écart-type correspondent à une augmentation de l'erreur des observations avec l'altitude. Cette erreur (prescrite et qui est la même que celle des observations réelles) dépasse 10 K en moyenne à haute altitude, ce qui empêche en pratique l'assimilation de ces observations très peu fiables.

On observe que la structure spatiale de l'écart-type de l'innovation est très similaire à celle de l'écart-type de l'ensemble et de l'erreur quadratique avec la *nature* (figure 4.7). Ce n'est guère surprenant, puisque les observations sont simplement un sous-échantillonnage des résultats de la simulation *nature*.

Regarder le vecteur innovation seul est intéressant, mais limité, car les moyennes et écarts-types construites avec ce vecteur sont statistiquement biaisées. En effet, le vecteur innovation en tient pas compte de notre incertitude représenté par l'ensemble ou l'erreur des observations. C'est pourquoi Talagrand et al. (1997) et Candille et al. (2007) ont introduit une autre quantité plus à même d'être utilisée pour interpréter les

résultats dans l'espace des observations. Il s'agit du *Reduced Centered Random Variable* (RCRV), qui s'écrit pour chaque observation :

$$RCRV = \frac{\mathbf{y}^o - H(\bar{\mathbf{x}}^b)}{\sqrt{(\sigma^o)^2 + (\sigma^b)^2}} \quad (4.2)$$

avec  $\sigma^o$  l'erreur de l'observation et  $\sigma^b$  l'écart-type de l'ensemble du *background*.

Le RCRV tient donc compte de l'incertitude de l'état atmosphérique dans la comparaison entre modèle et observations. Candille et al. (2007) fournit un exemple d'utilisation de cette variable. Sa moyenne nous indique les biais. Si elle est égale à zéro, il n'y a pas de biais entre observations et *background*. Si la moyenne est positive, il existe un biais froid du modèle dans notre cas, et chaud si elle est négative. Son écart-type nous indique la dispersion de l'ensemble par rapport aux erreurs des observations<sup>e</sup>. Une valeur d'écart-type supérieure à 1 est due à une trop petite dispersion du modèle, et une trop grande dispersion donne un écart-type du RCRV plus petite que 1. La valeur de l'écart-type du RCRV nous donne la même information sur la dispersion de l'ensemble que l'histogramme de rang quand à la dispersion de l'ensemble, mais avec une quantification de cette dispersion.

La figure 4.15 montre la moyenne et l'écart-type du RCRV. On voit tout de suite, par comparaison avec la figure 4.14, que ce n'est pas à haute altitude que la performance de l'assimilation est la plus mauvaise. Tout simplement, l'erreur des observations est plus grande à haute altitude, ce qui fait que la moyenne de l'innovation est plus grande, et non celle du RCRV. On remarque que la moyenne du RCRV est très négative côté jour à 10 Pa à l'équateur, ce qui ne transparait pas clairement avec le seul vecteur innovation. Comme attendu, l'écart-type du RCRV montre que l'ensemble n'est pas assez dispersé, et nous montre également par sa structure spatiale à quelles altitudes et latitudes l'ensemble est particulièrement peu dispersé. Il s'agit des zones polaires et entre 10 et 1 Pa dans les tropiques, là où le biais a été identifié par la moyenne du RCRV. On voit que les zones de trop faible dispersion correspondent aux zones où l'inflation est la plus grande dans la figure 4.13.

Le désavantage du RCRV est d'être une quantité sans dimension, ce qui ne facilite pas son interprétation. Par exemple, La moyenne du RCRV pointe du doigt un biais de -4 dans la figure 4.15, mais pour l'apprécier il est plus aisé de revenir au vecteur innovation pour voir qu'il s'agit d'un biais entre 3 K et 4 K.

---

<sup>e</sup>Il faut veiller à utiliser un estimateur non biaisé d'écart-type du RCRV, c'est-à-dire pour  $N$  observations, on l'estime par  $\sqrt{(N-1)^{-1} \sum_{i=1}^N (RCRV(i) - \overline{RCRV})^2}$

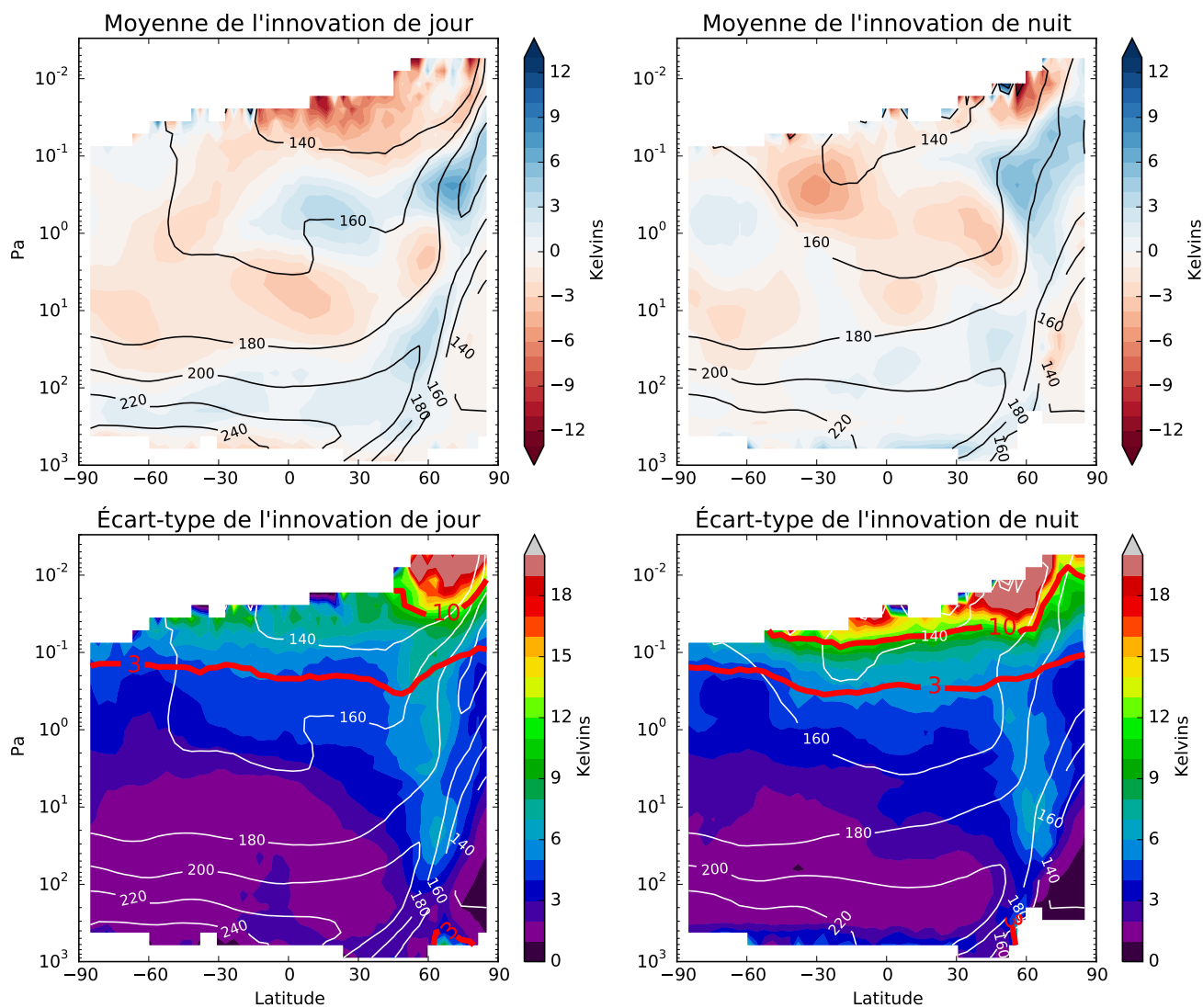


FIG. 4.14: Moyenne (haut) et écart-type (bas) du vecteur innovation  $\mathbf{y}^o - H(\bar{\mathbf{x}}^b)$  du côté jour (gauche) et nuit (droite) en fonction de la latitude et de l'altitude, pour la période des sols 535 à 545. Le champ de température des observations est montré en contours noirs ou blancs, et les erreurs en contours rouges épais.

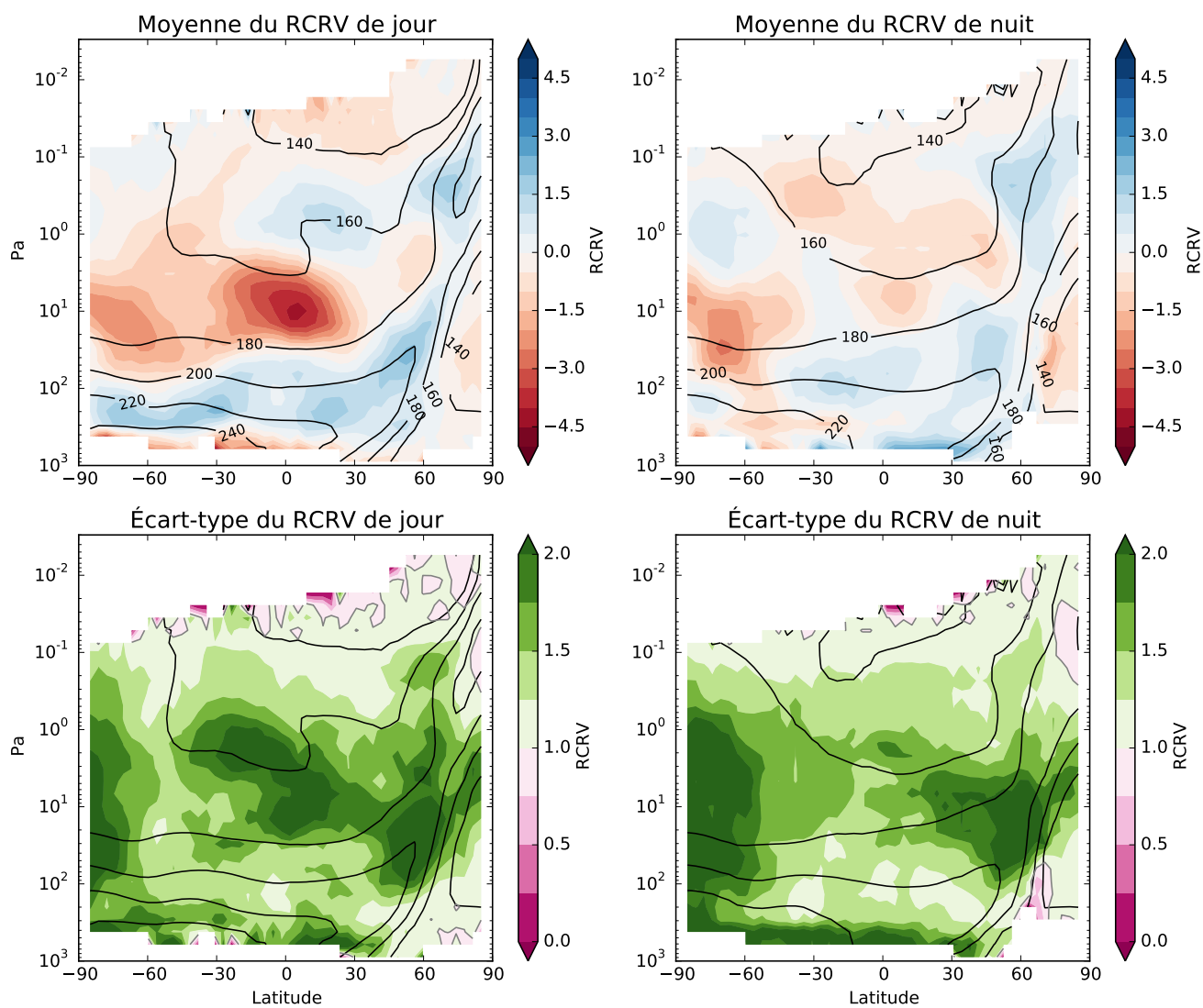


FIG. 4.15: Moyenne (haut) et écart-type (bas) du RCRV du côté jour (gauche) et nuit (droite) en fonction de la latitude et de l'altitude, pour la période des sols 535 à 545. Le champ de température des observations est figuré en contours noirs.

### 4.3 Observations réelles

Quelques premiers résultats de l'assimilation des véritables observations de température par MCS sont montrés ici. Afin de s'assurer du bon fonctionnement du filtre de Kalman, on cherche d'abord à constater une diminution de l'écart-type d'ensemble entre le *background* et l'analyse. C'est bel et bien le cas, comme on peut le voir dans la figure 4.16.

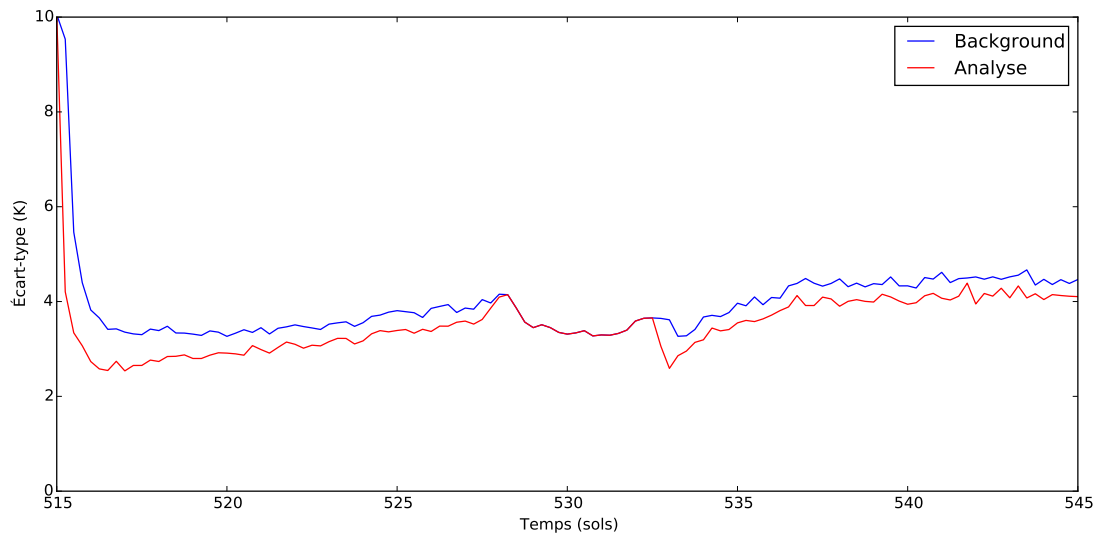


FIG. 4.16: Écart-types du *background* et de l'analyse, comme pour la figure 4.4, mais en assimilant les véritables observations MCS.

On distingue bien la phase de convergence sur les premiers sols, puis une valeur d'écart-type aux alentours de 4 K, plus élevée que les 2 K de l'OSSE. En l'absence d'observation à assimiler, on observe un comportement plus complexe qu'avec l'OSSE. L'écart-type augmente au début de la période sans observation comme attendu, mais prend ensuite une valeur très légèrement inférieure à celle avec observations, pour à nouveau diminuer lorsque de nouvelles observations sont disponibles. La raison de la diminution de l'écart-type sans observation à assimiler est due au fait que le modèle est imparfait, et que l'ensemble relaxe vers l'équilibre du modèle, de manière similaire à la diminution de l'écart-type pour le cas où aucune observation n'est assimilée dans la figure 4.4. Pour plus de précisions sur la raison de ce rappel, on peut se référer à l'étude du chapitre 6, en sections 6.5.1 et 6.6.2 .

L'ensemble est sous-dispersé, comme on peut le voir avec l'exemple du diagramme de rang pour le cycle du sol 540, à minuit (figure 4.17). 43 % des observations sont en dehors de l'ensemble, un chiffre très proche de celui de l'OSSE. L'inflation a également des valeurs similaires à l'OSSE, de l'ordre de 200 % dans les tropiques, et jusqu'à 600 % et plus dans les régions polaires.

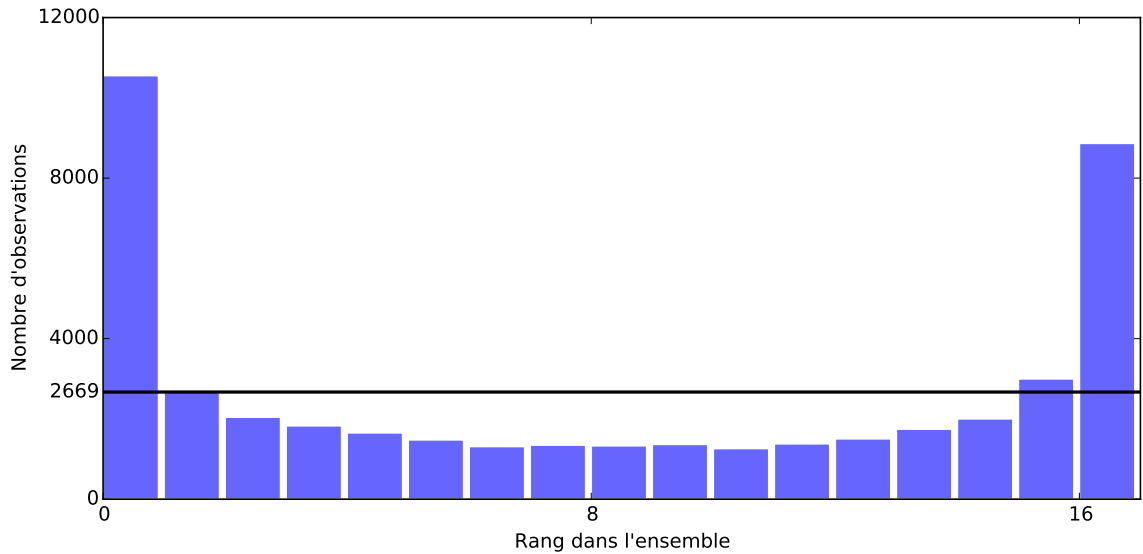


FIG. 4.17: Diagramme de rang pour un cycle, au sol 540 à minuit, comme pour la figure 4.11, mais en assimilant les véritables observations MCS.

N'ayant pas accès à l'état atmosphérique réel en raison de l'échantillonnage très partiel des observations (ce sont des données de température uniquement, et restreintes à deux heures locales) et des erreurs de mesure instrumentale et d'algorithme d'inversion, on est amené à analyser les résultats dans l'espace des observations.

La figure 4.18 montre les moyennes et écarts-types de l'innovation de jour et de nuit. On y voit que les différences entre modèle et observations sont plus grandes que dans le cas d'observations synthétiques. L'innovation atteint, en valeur absolue, des valeurs moyennes de plus de 13 K, surtout dans la zone du réchauffement polaire et à haute altitude. La structure de son écart-type est assez similaire à l'OSSE, en augmentant avec l'altitude et étant localisée dans la zone du réchauffement polaire, mais avec des valeurs plus grandes, de 10 K contre 5 K pour l'OSSE.

Le RCRV, dans la figure 4.19, nous fournit un regard non biaisé dans l'espace des observations. On voit que les biais les plus grands sont bel et bien dans la zone du réchauffement polaire, qui souffre d'une trop petite dispersion. Proches de la surface, le modèle présente un biais froid, zone où l'ensemble est sous-dispersé. Ceci est aisément compréhensible car il existe peu de variabilité proche de la surface, la surface étant dans un équilibre radiatif très majoritairement forcé par le rayonnement solaire incident. L'exploration de ce biais est abordée dans le chapitre 6, section 6.5.5.

L'aspect le plus étonnant, en comparaison avec l'OSSE, est la dispersion de l'ensemble, autrement dit l'écart-type du RCRV, et sa structure spatiale. Avec des observations réelles, l'assimilation a tendance à produire un ensemble dont la dispersion est meilleure que dans le cas avec observations synthétiques. Les valeurs de l'écart-type du RCRV sont mêmes proches ou supérieures à 1, ce qui n'est jamais le cas pour l'OSSE (sauf pour quelques cas extrêmes où l'erreur d'observation est très élevée). Ceci est à mettre sur le compte du caractère non parfait du modèle.



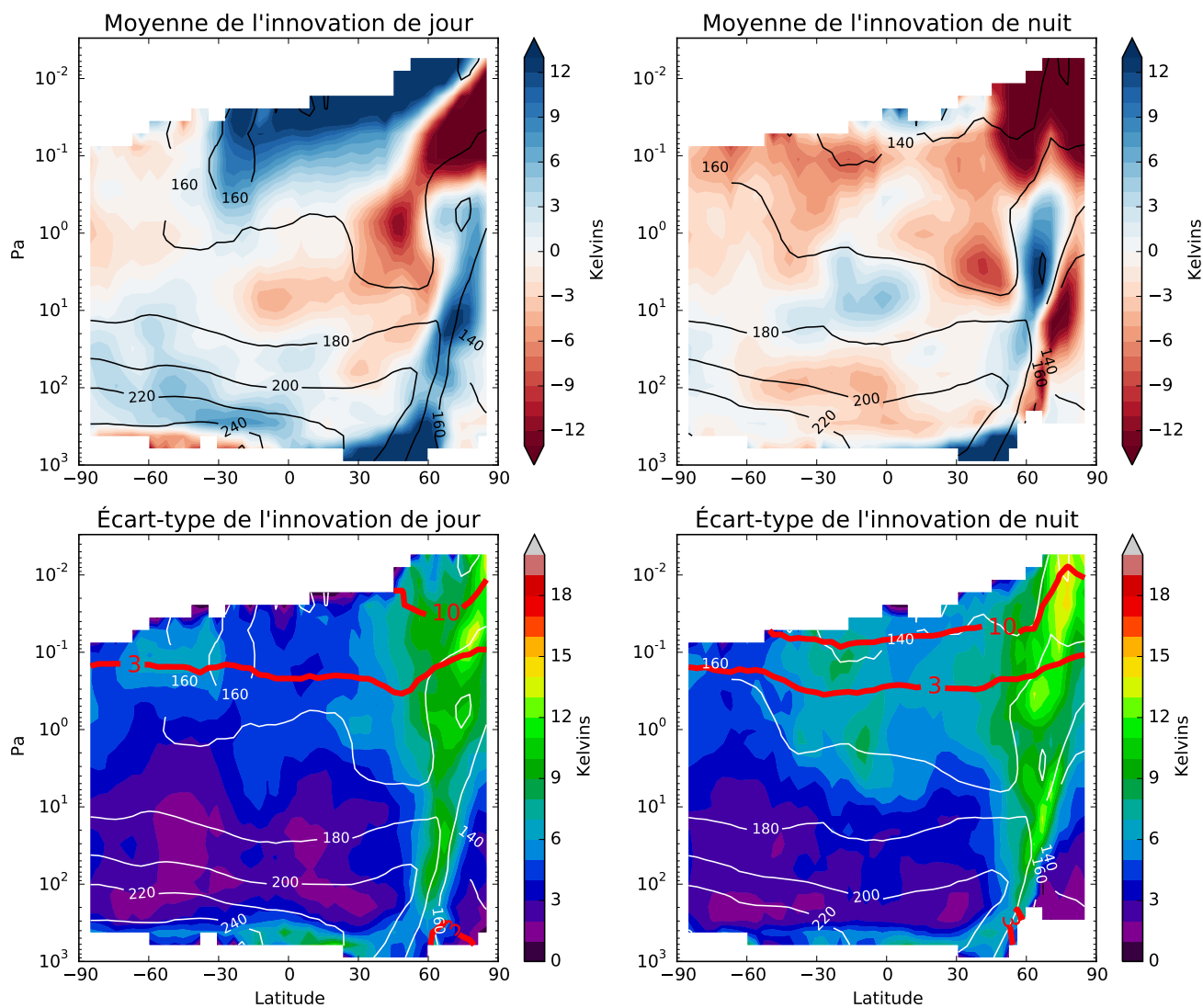


FIG. 4.18: Moyenne (haut) et écart-type (bas) du vecteur innovation  $\mathbf{y}^o - H(\bar{\mathbf{x}}^b)$  du côté jour (gauche) et nuit (droite) en fonction de la latitude et de l'altitude, pour la période des sols 535 à 545, comme pour la figure 4.14, mais en assimilant les véritables observations MCS.

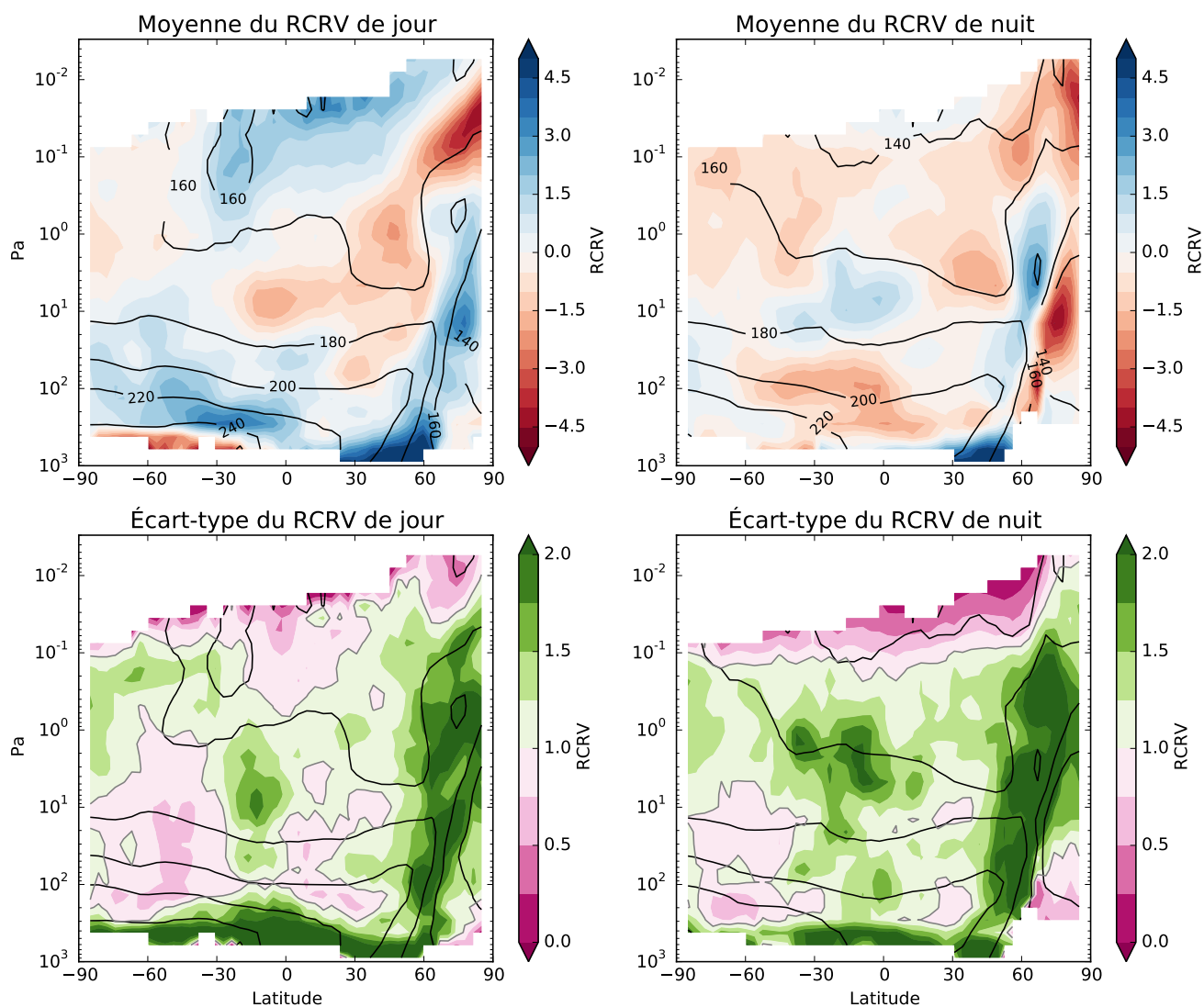


FIG. 4.19: Moyenne (haut) et écart-type (bas) du RCRV du côté jour (gauche) et nuit (droite) en fonction de la latitude et de l'altitude, pour la période des sols 535 à 545, comme pour la figure 4.15, mais en assimilant les véritables observations MCS.

Comme on peut le voir, le RCRV est donc une variable très pratique pour l'interprétation des résultats d'une l'assimilation. Toutefois nous n'en ferons plus mention par la suite en raison de son absence d'unité qui en fait une variable quelque peu absconse pour son utilisation dans un article de planétologie.

## 4.4 Synthèse

Voici un ensemble de solutions, qui peut constituer une recette personnelle, voire une esquisse de méthodologie pour qui souhaite examiner le résultat d'une assimilation. En résumé, pour comprendre si l'assimilation réussie, j'ai considéré les critères suivants :

- Pour un cycle donné, il est primordial que l'écart-type de l'ensemble soit plus petit pour l'analyse que pour le *background* (figure 4.4). De même pour l'erreur quadratique avec le véritable état atmosphérique, qui diminue en passant du *background* à l'analyse.
- En moyenne, on s'attend à ce que l'écart-type de l'ensemble ait des valeurs proches dans l'incrément de l'analyse (figure 4.10), dans l'innovation, et dans l'erreur quadratique avec le véritable état atmosphérique (figure 4.5 et 4.7) (si on a accès à celui-ci en cas d'observations synthétiques).
- Il faut s'assurer de l'absence de divergence du filtre par l'étude des incréments de l'analyse, de l'écart-type de l'ensemble (figure 4.9), de l'erreur quadratique, du diagramme de rang (figures 4.11 et 4.17), ou du second moment du RCRV (figures 4.15 et 4.19).
- Il est utile pour la compréhension physique de l'assimilation d'identifier et de s'assurer de la bonne estimation de structures atmosphériques, comme avec l'exemple des ondes baroclines (figure 4.6).

Et pour juger plus particulièrement de la performance de l'assimilation :

- Regarder le biais entre le *background*, ou l'analyse, et le véritable état atmosphérique (figures 4.5 et 4.7).
- Regarder la valeur et la structure spatiale de la moyenne de vecteur innovation  $\mathbf{y}^o - H(\bar{\mathbf{x}}^b)$  (figures 4.14 et 4.18). On a choisi ici des coupes en fonction de la latitude et de l'altitude, mais on peut très bien organiser les données en fonction de la longitude, du temps, de l'heure locale, etc ...
- De même, regarder la valeur et la structure spatiale de la moyenne du RCRV, dont l'expression est donnée par  $\frac{\mathbf{y}^o - H(\bar{\mathbf{x}}^b)}{\sqrt{(\sigma^o)^2 + (\sigma^b)^2}}$  (figures 4.15 et 4.19).

---

## Assimilation de la température

---

*La vérité est comme le soleil, elle fait tout voir et ne se laisse pas regarder.*

Victor Hugo

### Sommaire

---

<b>5.1</b>	<b>Introduction</b>	<b>97</b>
<b>5.2</b>	<b>Méthodes</b>	<b>98</b>
5.2.1	Mars Climate Sounder (MCS)	98
5.2.2	Mars Global Climate Model (MGCM)	98
5.2.3	Local Ensemble Transform Kalman Filter (LETKF)	98
<b>5.3</b>	<b>Mise en place</b>	<b>99</b>
5.3.1	Poussière prédite par le GCM	100
5.3.2	Poussière estimée par la température	100
<b>5.4</b>	<b>Détection de couche détachée de poussière</b>	<b>102</b>
<b>5.5</b>	<b>Discussion</b>	<b>104</b>
<b>5.6</b>	<b>Résumé</b>	<b>104</b>

---

*Comme nous venons de le voir, l'assimilation des températures de MCS souffre d'une sous-dispersion de l'ensemble. Ce problème semble avoir été résolu dans les deux autres exemples d'assimilation par EnKF (Lee et al., 2011; Greybush et al., 2012) en jouant sur la poussière dans l'ensemble. Ici, une approche inédite tire parti de la puissance de la méthode EnKF pour estimer une poussière qui varie dans l'ensemble, grâce aux seules informations sur la température. Elle permet de s'affranchir du biais du modèle, pour lequel un processus manquant ne permet pas la formation de couches détachées de poussières, problématique évoquée dans la section 1.2.4, et dont on a vu dans le chapitre 2 que le lessivage par les nuages de glace d'eau n'en était pas la cause.*

## Article : Detection of detached dust layers in the Martian atmosphere from their thermal signature using assimilation

L'article qui suit (Navarro et al., 2014b) a été publié le 2 octobre 2014 dans la revue *Geophysical Research Letters*. La référence complète est : Navarro, T., F. Forget, E. Millour, and S. J. Greybush (2014), **Detection of detached dust layers in the Martian atmosphere from their thermal signature using assimilation** *Geophys. Res. Lett.*, 41, 6620–6626, doi :10.1002/2014GL061377.

**Résumé** La poussière en suspension modifie la structure thermique de l'atmosphère martienne. Le Mars Climate Sounder (MCS) a été le premier à révéler un maximum local du rapport de mélange de la poussière, détaché de la surface, et non reproductible par les GCMs. Dans cet article, la signature thermique de ces couches détachées est détectée au moyen de l'assimilation de données, qui est une combinaison optimale entre un GCM et des observations. Puisque la poussière a un impact sur les températures atmosphériques, les profils de température de MCS sont utilisés pour estimer la quantité de poussière dans l'atmosphère. L'assimilation de l'information fournie par les températures de MCS uniquement reproduit les couches détachées de poussière, confirmant indépendamment les observations directes de poussières par MCS. L'analyse ainsi obtenue possède un biais plus petit qu'une assimilation n'estimant pas la poussière. Ceci en fait une technique prometteuse pour l'assimilation de données Martienne, dont le but est d'aider à la recherche et à la prédiction météorologiques sur Mars.

**Abstract** Airborne dust modifies the thermal structure of the Martian atmosphere. The Mars Climate Sounder (MCS) first revealed local maxima of dust mass mixing ratio detached from the surface, not reproduced by Global Climate Models (GCM). In this paper, the thermal signature of such detached layers is detected using data assimilation, an optimal combination of a GCM and observations. As dust influences the atmospheric temperatures, MCS temperature profiles are used to estimate the amount of dust in the atmosphere. Data assimilation of only MCS temperature information reproduces detached dust layers, independently confirming MCS's direct observations of dust. The resulting analyzed state has a smaller bias than an assimilation that does not estimate dust. This makes it a promising technique for Martian data assimilation, which is intended to support weather forecasting and weather research on Mars.

## 5.1 Introduction

Airborne dust is a major forcing of the Martian atmosphere (Gierasch and Goody, 1972) and modeling its spatial distribution as well as its temporal evolution is a challenge for Mars Global Climate Models (MGCM). The vertical dust distribution long has been assumed to be the result of a balance between large-scale motions and sedimentation (Conrath, 1975), however the observations of dust by the Mars Climate Sounder (MCS) (McCleese et al., 2007) have revealed unexpected detached layers of dust (McCleese et al., 2010; Heavens et al., 2011b) above the planetary boundary layer, and up to 40 km. This seems incompatible with the previous assumptions of Conrath (1975). Detached dust layers have been confirmed by the Thermal Emission Spectrometer (TES) (Guzewich et al., 2013a) and the Compact Reconnaissance Imaging Spectrometer (CRISM) (Smith et al., 2013). Heavens et al. (2011a) gives a list of possible physical processes that could fully account for the existence of these detached dust layers. Among them, Rafkin (2012) tried to explain their existence by upslope topographic winds, their source being located on significant topography variations such as volcanos (Rafkin et al., 2002). Using a mesoscale atmospheric model, Spiga et al. (2013) showed how the radiative heating of dust in the solar wavelengths in local and regional dust storms could produce a convective motion that rapidly transports dust vertically, thus forming detached dust layers. Navarro et al. (2014a), using a MGCM, showed that scavenging of dust by water ice clouds cannot account for the existence of detached dust layers.

The modeling of dust in MGCM traditionally used an idealized analytical function for the dust vertical profile based on “Conrath” assumptions (e.g. Forget et al., 1999). More recently free-evolving dust schemes have been used on the same assumptions (Madeleine et al., 2011; Kahre et al., 2006) without being able to reproduce detached dust layers. Guzewich et al. (2013b) forced the dust distribution of a MGCM to the one observed in order to assess its impact on temperature. However, the inclusion of detached layers in a global atmospheric model as a self-consistent and predicted phenomenon remains unachieved.

Another way to include a given dust distribution in a MGCM is by the use of assimilation. The goal of data assimilation is the reconstruction of the whole state of the atmosphere at a given time, and the lessons learned in the process in improving Martian data assimilation as well as its end product are of great value for weather research and forecasting on the red planet. In this paper we tackle the issue of dust distribution in a MGCM with the use of an assimilation framework, by assimilating only atmospheric temperature profiles of MCS during a regional dust storm into the Laboratoire de Météorologie Dynamique (LMD) MGCM with an Ensemble Kalman Filter (EnKF). By doing so, we estimate the airborne dust amount without any prescription on its column opacity or vertical shape, by taking advantage of the ability of the LMD MGCM to transport dust as a free-evolving tracer (Madeleine et al., 2011). Others studies have assimilated temperature or dust (see section 5.5), but none so far has tackled the issue of reconstructing dust from temperature alone, and without the “Conrath” assumption on the dust vertical distribution.

Section 5.2 introduces the MGCM, the assimilation method, and the observations used in this study. Section 5.3 gives details about the assimilation setup and explains how dust can be dynamically estimated from temperature in an ensemble data assimilation. Section 5.4 shows results and how the assimilation can be improved using 4-D

estimation of dust. Section 5.5 puts these results in the broader context of Martian assimilation. Section 5.6 gives concluding remarks and implications for future efforts of Martian assimilation.

## 5.2 Methods

### 5.2.1 Mars Climate Sounder (MCS)

MCS is an atmospheric sounder (McCleese et al., 2007) onboard the Mars Reconnaissance Orbiter (MRO) that uses nine channel in the infrared bands, with 21 detectors for each channel. It performs limb observations at roughly 3 p.m. and 3 a.m. local time, given the sun-synchronous orbit of MRO. Retrievals of MCS are profiles of pressure, temperature and dust and water ice opacity (Kleinböhl et al., 2009), taking into account aerosol scattering (Kleinböhl et al., 2011) with estimated associated errors for each retrieved quantity. The ability to retrieve vertical profiles of dust revealed the presence of unsuspected maxima of dust (Heavens et al., 2011a,b) at altitudes from 15 to 40 km.

### 5.2.2 Mars Global Climate Model (MGCM)

The MGCM used in this study is the Laboratoire de Météorologie Dynamique (LMD) MGCM, a finite-difference model on a latitude-longitude grid (Forget et al., 1999), the resolution employed for this study being  $3.75^\circ$  in latitude and  $5.625^\circ$  in longitude. It includes the sublimation-condensation cycle of  $\text{CO}_2$ , the radiative effects of  $\text{CO}_2$  gas and two aerosols: dust and water ice (Madeleine et al., 2011, 2012; Navarro et al., 2014a). The radiatively active airborne dust is dynamically advected and a two-moment scheme is used (Madeleine et al., 2011): both mass mixing ratio (in kg/kg of air) and the number of particles (per kg of air) are transported as tracers in the MGCM, accounting for space and time variation of dust particle size distribution.

### 5.2.3 Local Ensemble Transform Kalman Filter (LETKF)

The LETKF (Hunt et al., 2007) is an EnKF (Evensen, 1994) with efficient formulation for parallel computing. In particular, it has been used for the assimilation of the Thermal Emission Spectrometer (TES) data with a MGCM (Greybush et al., 2012), and is used for this study. As an ensemble Kalman filter, the LETKF estimates both the mean and covariance of the atmospheric state vectors (which are composed of selected variables on the grid of the model for a MGCM simulation, e.g. temperature or winds) from an ensemble of MGCM simulations. In other words, 20 simulations<sup>a</sup> with slightly different initial states (and in particular different dust loadings) are run in parallel. This notably provides information on the relationship between dust loading and temperature at a given location and time. During an assimilation cycle over a time window, the background mean state and covariance of the MGCM are compared to the instrumental observations and error respectively to compute an analyzed mean

---

<sup>a</sup> On notera la présence de 20 membres au lieu de 16 dans ce chapitre. La raison est pratique, car les simulations ont été conduites sur un serveur de calcul où le nombre de processeurs utilisés n'est pas une contrainte, tandis que dans les autres chapitres les simulations ont été effectuées sur un serveur de calcul où les processeurs sont regroupés par grappe de 8, d'où l'utilisation de 16 membres.

state and covariance. This analysis serves as new initial condition for the MGCM integration, and the output of this simulation is the background state for the next assimilation window. Because of the strong diurnal cycle on Mars, we use here the 4D-LETKF, where the background is compared to the observations as if it were the exact same time throughout the assimilation window.

The analysis state can be expressed as a local linear combination of the members. It is constructed based on the local correlations in the background error covariance matrix, making possible the extrapolation of information given by an observation in space, time, and to others state variables that are not observed (e.g. winds, dust). See Hunt et al. (2007) for more details about the LETKF, its algorithm and implementation.

In this study, the assimilation window is 6 Martian hours long (3699 seconds), and the analysis is produced using background data 3 Martian hours before and 3 Martian hours after the time of the analysis, as in Greybush et al. (2012). An adaptive inflation (Miyoshi, 2011) is used with a prior inflation variance of  $0.05^2$ , which account for model deficiencies and ensemble finite size.

The influence of an observation is limited in space: we use a vertical localization of  $0.2 \ln(p)$  and an horizontal localization of 600 km, with a cut-off at 900 km. MCS data below an altitude of 11 km (corresponding to a pressure of 100 to 300 Pa) are not assimilated, as there is a systematic difference between model and observations near the surface. This bias close to the surface is due to the widening of the  $15 \mu\text{m}$   $\text{CO}_2$  band, that impacts on the retrieval algorithm given the bandpass of the MCS channels (see Kleinböhl et al. (2009)). Also there is a bias between MCS and MGCM surface temperature that affects the planetary boundary layer, which mostly comes from the position of the seasonal  $\text{CO}_2$  and  $\text{H}_2\text{O}$  ice caps and surface properties that are not fully accounted for in the MGCM (uniformity of thermal inertia inside a mesh, varying albedo of ice, subsurface properties, etc ...). On the whole, this discrepancy is out of the scope of the present study.

### 5.3 Setup

MCS temperature profiles are assimilated with the LMD MGCM using the LETKF framework from  $\text{Ls}=300^\circ$  to  $\text{Ls}=330^\circ$  (sols 562 to 613) of Martian Year (MY) 29. Two different runs are performed:

- 1) An assimilation named the “*dust predicted by GCM*” case, in which the atmospheric state vector contains the atmospheric temperature, the latitudinal and meridional components of the wind, surface pressure, but not the dust field.
- 2) A similar case, named the “*dust retrieved from temperature*” case, with the exception that the mass mixing ratio of dust is also added in the atmospheric state vector.

In addition to these, a free run is performed, in which no data is assimilated to serve as a baseline for comparing the performance of each case. For the sake of simplicity, the radiative effects of clouds (Madeleine et al., 2012) are not taken into account in the MGCM. Even if there is a minimum of water ice column opacity at this season, clouds are present in the middle atmosphere (McCleese et al., 2010) with infrared heating and cooling comparable to the visible heating of dust (Heavens et al., 2010). The initial states were obtained from the same climatological state at  $\text{Ls}=270^\circ$  and integrated over one month for 20 different uniform dust opacities ranging from 0.05 to 3 (geometric spread).



### 5.3.1 Dust predicted by GCM

In the “*dust predicted by GCM*” case, temperature, winds and surface pressure are corrected in the analysis at each assimilation cycle on the basis of the observations of temperature. Winds and surface pressure, however, are not observed, and are modified on the basis of their correlations with temperatures constructed with the ensemble of MGCM simulations over the last assimilation cycle. A source of dust is set on the surface to simulate lifting, and the vertical profile is repeatedly rescaled to match the column-integrated dust optical depth of a predefined dust scenario, as in Madeleine et al. (2011). In other words, at each grid point of the model, the shape of the dust vertical profile is free to evolve with the physical processes implemented in the MGCM (advection by winds, sedimentation, etc . . .), but its column integrated value follows a prescription. This prescription is constructed from various observational datasets (Montabone et al., 2015) and depends on latitude, altitude and time, with a resolution of  $5^\circ$  by  $5^\circ$  every sol, for eight years, from MY24 to MY31.

### 5.3.2 Dust retrieved from temperature

In the “*dust retrieved from temperature*” case, dust amount is modified in the analysis using its correlation with temperature, drawn from the ensemble of simulations, as for winds and surface pressure. The dust is neither prescribed nor lifted during the integration of the MGCM. Instead, dust is updated during the analysis steps of the assimilation (every 6 Martian hours), thus creating 3-dimensional sources and sinks of dust in the atmosphere to match the aerosol heating implied by the temperature profiles. During the subsequent forecast steps (in between each analysis step), dust can freely evolve in the model; that is, it is advected by the model horizontal winds but not added or removed with explicit parameterized sources and sinks. The typical timescale for the settling of dust is a few tens of sols, a period much longer than the assimilation period of 6 Martian hours. So, the major physical process during the MGCM integration is the horizontal transport of dust rather than the vertical one. The upward vertical motion of dust is presumably on the same timescale as horizontal transport, but is not implemented in the MGCM. The MCS profiles of temperature play the role of the prescription for dust. At each analysis step, the dust field is modified, using the same ensemble weights of the linear combination used for the temperature. However, dust is only modified where it directly controls the temperature because of its absorptions of solar radiation. A criteria is applied for considering if an observation of temperature is used to update the analysis’s dust field. Two empirically defined thresholds are applied (as illustrated in Figure 5.1):

- 1) A lower limit of  $100 \text{ W.m}^{-2}$  for the daily-averaged insolation at the top of the atmosphere. This threshold prevents from considering locations where dust solar heating is negligible or where it is not the major source of temperature change. This is especially true for the season considered here, when a strong subsidence resulting in adiabatic warming dominates the Northern mid-latitudes during Northern winter.

- 2) A lower limit of  $0.2 \text{ K.h}^{-1}$  for the local heating rate in the solar wavelength of the mean background state. Below this threshold, dust is not modified, so that dust is only modified during daytime and at altitudes where it is already present.

Dust opacity is the quantity that controls the local heating rate. As said above, we choose to put the dust mass mixing ratio, which is proportional to the dust opacity, in the state vector. Since dust in the MGCM is represented using both its mass mixing

ratio and number of particles, a correction must be applied to the particle number tracer when the mass mixing ratio tracer is updated in the analysis. We choose to not modify the particle radius  $r$ , and thus the particle number tracer  $N$  is adjusted to match the mass mixing ratio tracer  $q$  using Equation 5.1, with  $\rho$  the density of dust ( $2500 \text{ kg.m}^{-3}$ ):

$$q = \frac{4}{3}\pi r^3 \rho N \quad (5.1)$$

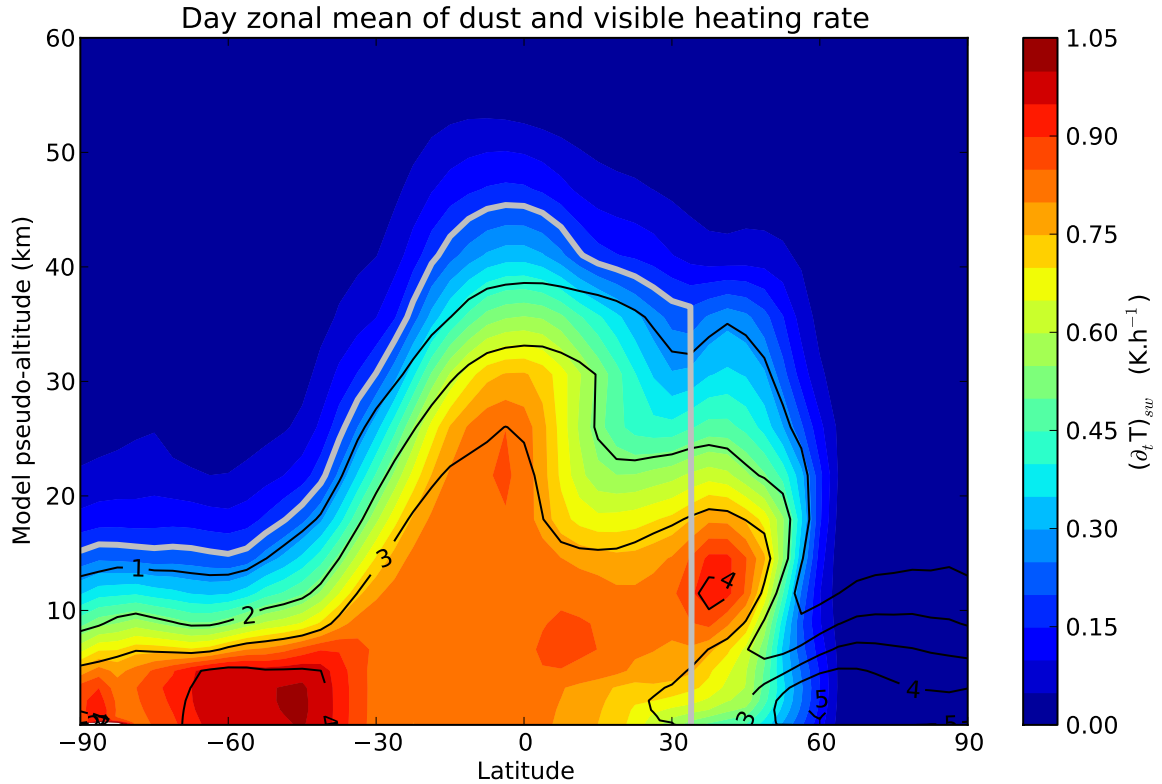


Figure 5.1: Example of a dayside zonal mean of dust mass mixing ratio (black contoured, ppm) and heating rate in the visible band (colors,  $\text{K.h}^{-1}$ ) at the beginning of the assimilation at  $\text{Ls}=300^\circ$ . The criterion for temperature observations to be considered for dust update in the analysis is in the area below the gray thick line.

Case	No dust storm	Regional dust storm
	Sols 570 to 579	Sols 580 to 590
Free run	5.33 (5.11)	8.78 (6.30)
Dust predicted by GCM	1.13 (5.39)	2.67 (6.25)
Dust retrieved from temperature	0.45 (5.42)	1.19 (5.99)

Table 5.1: Bias between observations and the mean background state from the surface to 0.5 Pa, for different cases, interpolated to the same location, and its error standard deviation in parenthesis in kelvins.

## 5.4 Detection of detached dust layer

From sols 570 to 579, there is no significant difference between the two cases that assimilate temperature, when comparing observations and model forecast (Table 5.1). When compared to the free run, assimilation clearly improves the 5.33 K bias. From sols 580 to 595, a regional dust storm occurs in the Southern hemisphere. The performance of the free run has a higher bias and error standard deviation<sup>b</sup> <sup>c</sup>. When compared to the free run, the error standard deviation of the two assimilation runs is improved as well, the “*dust retrieved from temperature*” case being best.

In order to have an insight on these global values, Figure 5.2 shows the difference between observations and model as a function of latitude and altitude during the regional dust storm. Above 100 Pa, the free run exhibits a substantial cold bias of the model. In the northern polar region, the so-called “polar warming”, a purely dynamical feature, is not well represented and also causes a cold bias. The temperature bias is clearly improved with temperature assimilation in the “*dust predicted by GCM*” case. However, a strong cold bias still persists between 100 and 10 Pa in the Southern hemisphere, by a magnitude of 20 K on the dayside, and 10 K on the nightside. This bias is greatly reduced in the “*dust retrieved from temperature*” case, with a maximum of 8 K on the dayside and less than 2 K on the nightside. The strongest biases now lie in the Northern polar regions, due to a misrepresentation of the polar warming.

The reason why the cold remaining bias between 100 and 10 Pa is improved when using retrieved dust is due to the resulting vertical profile of dust. Figure 5.3 compares the mean background state of density-scaled opacity of dust in the two assimilations (see Heavens et al. (2011b) for the relevance of density-scaled opacity when comparing model and observation). The “*dust predicted by GCM*” case exhibits a monotonous decreasing density-scaled opacity with altitude and fails to reproduce the maximum of dust. On the contrary, the “*dust retrieved from temperature*” produces a maximum of dust at the location of the cold bias obtained in the “*dust predicted by GCM*” case. When compared to the MCS retrievals of density-scaled opacity of dust at the same period, the structure of the dust field in the southern hemisphere is in better agreement when assimilation uses a retrieved dust scheme, with a similar amount at the maximum of dust. This proves that this bias has been corrected on the basis of the dust that has been added during the analysis step. Nevertheless, detached, thinner dust layers close to equator and in Northern hemisphere can be observed by MCS at altitudes between 30 Pa and 10 Pa and are not reproduced by the assimilation, the reason being that their thermal signature is not apparent.

<sup>b</sup>L’erreur en écart-type est ici l’écart-type du vecteur  $\mathbf{y}^o - H(\bar{\mathbf{x}}^b)$ .

<sup>c</sup>En réalité, l’erreur en écart-type n’est pas améliorée globalement, comme l’indique le tableau 5.1, mais localement, comme le suggère, mais ne le montre pas explicitement, la figure 5.2.

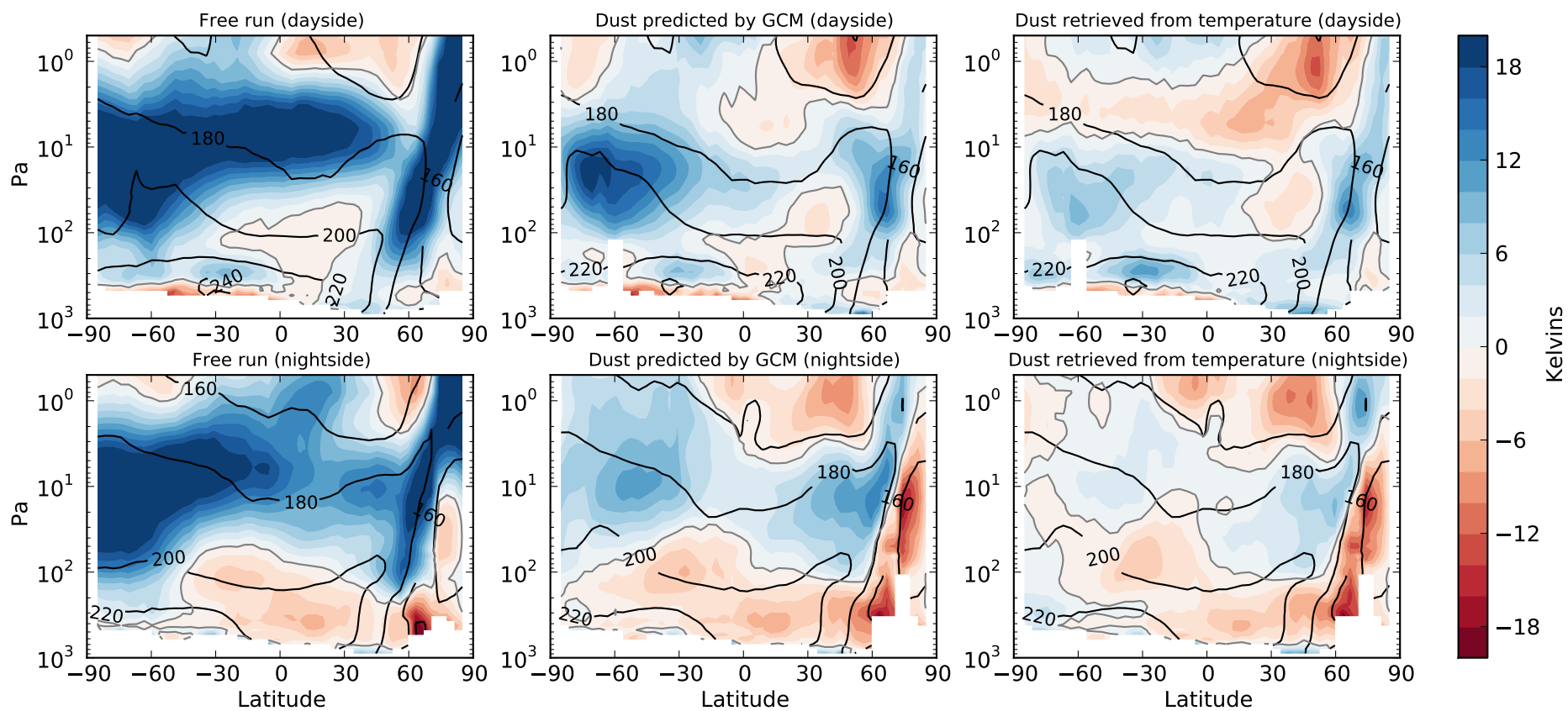


Figure 5.2: Bias at MY29 for sols 585 to 590 on the dayside (top) and the nightside (bottom) of the orbit, for the free run (left), the assimilation with dust predicted by the GCM with a prescribed dust scenario (middle), and the assimilation with dust retrieved from temperature without any prescribed scenario (right). Blue indicates that the GCM is colder than MCS.

## 5.5 Discussion

So far, most of the Martian data assimilation efforts have focused on assimilating the TES data with the use of a nudging scheme (Lewis et al., 2007) or an EnKF (Lee et al., 2011; Greybush et al., 2012). In all these studies, dust was prescribed, whether by its column opacity (Lewis et al., 1997; Greybush et al., 2012), by its vertical distribution when dust column was assimilated along with temperature (Lewis and Barker, 2005; Montabone et al., 2005, 2006; Lewis et al., 2007) or by radiances (Lee et al., 2011). Greybush et al. (2012) also used dust column opacity as a fixed forcing varying among an ensemble, similarly to ensemble assimilation with different physics of the model (e.g. Houtekamer et al., 2009).

However, Rogberg et al. (2010) showed that the lack of a realistic distribution of aerosols in a MGCM is the major cause of error in Martian assimilation, due to imperfections in the modeling of dust. In particular, it concluded that Martian assimilation is “extremely demanding on the accuracy of the model”, and suggested to reduce systematic errors in MGCM, and among them aerosol distribution. This work provides the same arguments to underline the importance of a forcing like dust, and that substantial improvement in the overall assimilation can be achieved when accounting for the source of the forcing on temperature, in this case, dust.

The effects of water ice clouds were not considered in this first study, because of the minimum of water ice column opacity in the Martian atmosphere during Northern winter (Smith, 2004). The signature of an aerosol on temperature has been implicitly attributed to dust alone, and future assimilations will need to differentiate dust from water ice. Although dust is observed by MCS, it is not used in this study. We have assimilated temperature to estimate dust. One reason for this is that an accurate observation operator still needs to be designed for dust opacity, especially regarding the assumptions made on the dust distribution and radiative properties for the retrieval (Kleinböhl et al., 2011) that can still impact the density-scaled opacity. Another reason is that applying only this technique can improve representation of the dust field, even when dust retrievals are not available. All in all, dust estimation based on temperature observations and correlations among the ensemble gives meaningful information on the dust distribution, which should not be neglected in future assimilations, whether dust observations are assimilated or not. This is especially true as this information is very likely to be independent of dust observations for any instrument, as long as the preferential bands to retrieve temperature and dust measurements are different. For instance, MCS mainly uses its A1, A2 and A3 channels (595 to 665  $\text{cm}^{-1}$ ) for temperature whereas dust is mostly based on its A5 channel (400 to 500  $\text{cm}^{-1}$ ).

## 5.6 Summary

We have coupled the Local Ensemble Transform Kalman Filter with the Laboratoire de Météorologie Dynamique Mars Global Climate Model (MGCM). An assimilation of the temperature retrievals of the Mars Climate Sounder (MCS) during the period from  $L_s=300^\circ$  to  $L_s=330^\circ$  for MY29 was performed with the use of a prescribed dust scenario for the MGCM. An assimilation with dust retrieved from MCS temperature retrievals proved to improve the assimilation during a regional dust storm in the Southern hemisphere. The reason is that the retrieved dust allows the update of the dust field during the analysis step of the assimilation from temperature observations only,

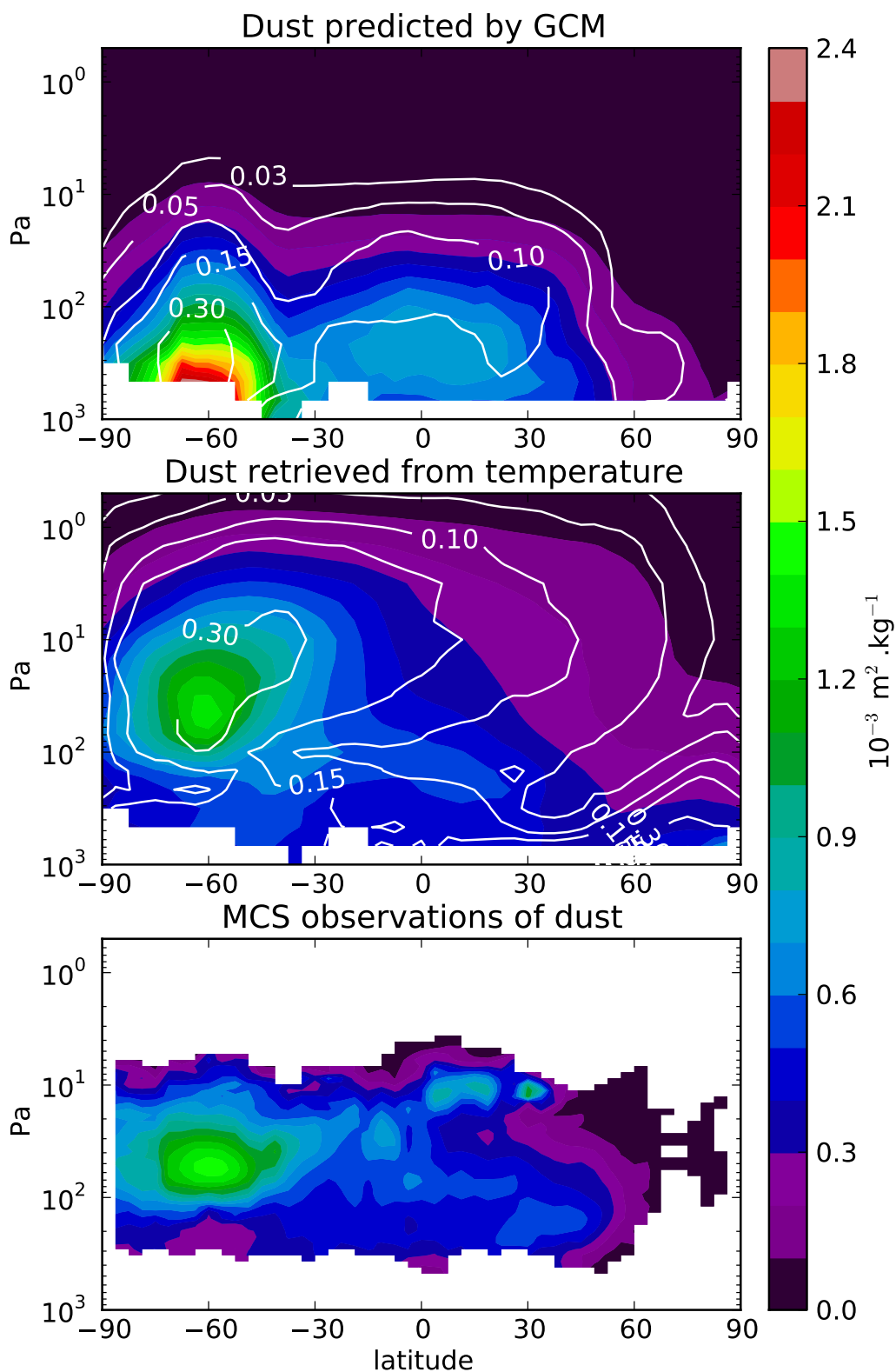


Figure 5.3: Background density-scaled dust opacity (colors) and its ensemble standard deviation (contours) at MY29 for sols 587 to 590 in the assimilation with a prescribed dust scenario (top), retrieved dust (middle), compared to night-time MCS observations (bottom).

by taking advantage of the correlations among the ensemble of simulations. Thus, the vertical profile of dust is improved, reproducing a maximum in altitude not simulated by a MGCM alone, as well as the resulting temperature field predicted by the MGCM. From this example over a limited period, this technique is shown to be useful for both improving Martian data assimilation and the understanding of detached dust layers on Mars, including their modeling in MGCM.

## Inflation

Le fait marquant de cette étude est la possibilité de reconstruire des couches détachées par leur impact sur la température uniquement. C'est donc une confirmation indépendante de leur présence, via un modèle. C'est l'angle qui a été abordé dans l'article, en présentant l'assimilation comme un outil plus qu'une fin en soi. Ceci permet de diffuser plus largement le résultat vers un public de planétologues.

Toutefois, un autre résultat intéressant de cet article réside dans la dispersion de l'ensemble, qui n'a presque pas été abordée dans ce chapitre. L'approche avec une poussière variable dans l'ensemble, dont l'écart-type est présenté dans la figure 5.3, devrait avoir un impact positif sur le problème de sous-dispersion de l'ensemble.

Le diagramme de rang dans la figure 5.4 montre, avec sa forme en « U », que l'ensemble présente toujours un problème de sous-dispersion quand la poussière est estimée avec la température. Toutefois, en comparant avec le diagramme de rang de la figure 4.17, on voit bien que cet effet est grandement atténué. Ici, ce sont 27 % des observations qui se situent en dehors de l'ensemble alors que si l'ensemble (de 20 membres) était équilibré, seuls 9.5 % le seraient. Dans l'exemple de la section 4.3, 46 % étaient hors de l'ensemble, contre 11.7 % si l'ensemble (de 16 membres) était équilibré.

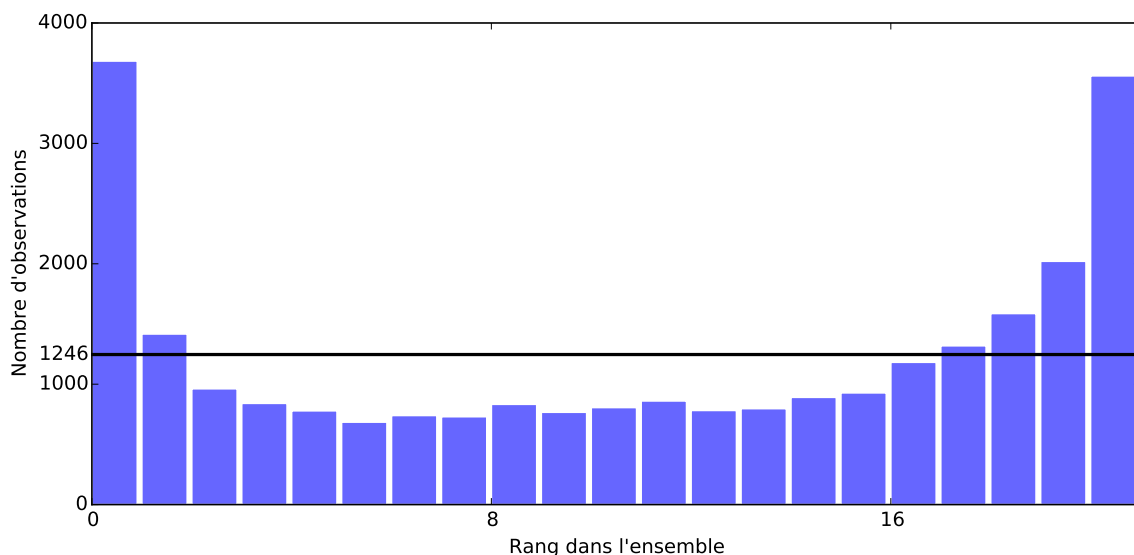


FIG. 5.4: Diagramme de rang pour un cycle, au sol 587 à minuit pour le cas *dust retrieved from temperature*.

Cette amélioration du problème de dispersion peut également se remarquer avec l'inflation. Les figures 5.5 et 5.6 montrent les valeurs obtenues pour l'inflation adaptative, à comparer avec les figures 4.12 et 4.13 de la section 4.2.2. La valeur globale moyenne de l'inflation se stabilise entre 60 % et 80 %, au lieu des 300 % constatés précédemment dans la figure 4.12. Les valeurs d'inflation sont maximales aux pôles, mais bien plus réduites.

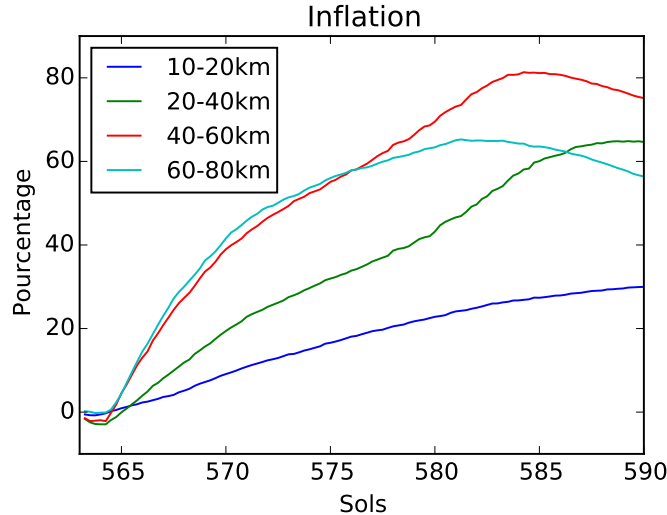


FIG. 5.5: Moyenne globale de l'inflation de la température de l'ensemble pour 4 gammes d'altitudes différentes pour le cas *dust retrieved from temperature*.

La sous-dispersion de l'ensemble demeure donc, avec un diagramme de rang loin d'être équilibré et des valeurs d'inflation toujours très grandes, mais avec une nette amélioration, explicable par la dispersion naturelle de l'ensemble en poussière avec cette méthode.

Cette méthode d'estimation de la poussière par la température aurait donc bien des vertus : elle permet d'améliorer la performance de l'assimilation en réduisant le biais avec les observations, elle estime correctement la distribution sous-jacente de poussière, et tout ceci en diminuant fortement le problème de sous-dispersion de l'ensemble. Enfin, comparée aux observations directe de la poussière par spectroscopie, elle a l'avantage de fournir un champ de poussière correspondant exactement au chauffage induit par la poussière, sans avoir à faire d'hypothèse sur les propriétés radiatives de la poussières qui sont source d'incertitude.

Elle fournit également une piste pour l'assimilation d'instruments à visée nadir qui ne peuvent pas nous donner une information aussi précise sur la distribution verticale de poussière que MCS et sa visée au limbe. Ce point sera discuté à l'occasion de la conclusion, en section 7.2.

Toutefois, l'exemple montré dans ce chapitre, bien que très concluant, n'est appliqué qu'à un exemple extrême de couche détachée pendant une tempête régionale de forte intensité. L'enjeu est maintenant de savoir si on peut estimer de manière plus générale la véritable distribution de poussière avec cette méthode, ou s'il est préférable d'assimiler les observations de poussière.



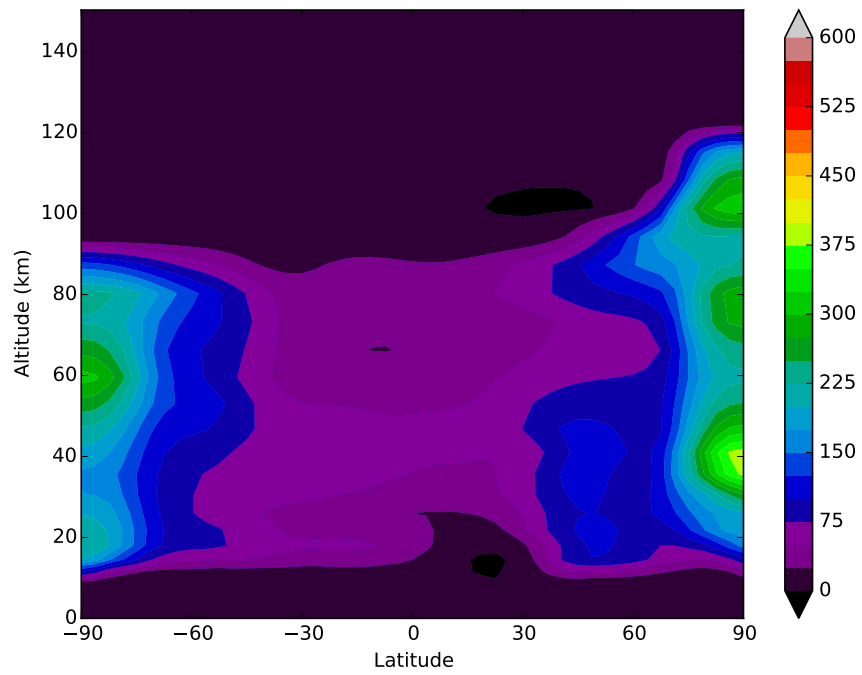


FIG. 5.6: Moyenne zonale de l'inflation de la température de l'ensemble pour la période des sols 587 à 590 pour le cas *dust retrieved from temperature*.

---

Assimilation de la température et aérosols

---

*The trouble with writing fiction is that it has to make sense, whereas real life doesn't.*

Iain M. Banks

**Sommaire**

---

<b>6.1</b>	<b>Introduction</b>	<b>112</b>
<b>6.2</b>	<b>Précédents travaux d'assimilation sur Mars</b>	<b>114</b>
<b>6.3</b>	<b>Assimiler MCS avec le LETKF et le LMD GCM</b>	<b>115</b>
6.3.1	Local Ensemble Transform Kalman Filter	115
6.3.2	Global Climate Model	116
6.3.3	Mars Climate Sounder	116
<b>6.4</b>	<b>Mise en place</b>	<b>117</b>
6.4.1	Configuration du LETKF	117
6.4.2	Analyse multivariée	117
6.4.3	Assimilation de la variable modèle température	119
6.4.4	Assimilation de la variable modèle poussière	119
6.4.5	Assimilation de la variable modèle glace d'eau	121
6.4.6	Expériences d'assimilation	123
<b>6.5</b>	<b>Résultats</b>	<b>124</b>
6.5.1	Assimilation de la température	124
6.5.2	Assimilation de la température et de la poussière	128
6.5.3	Assimilation de la température avec estimation de la poussière	130
6.5.4	Assimilation de la température et de la glace avec estimation de la poussière	134
6.5.5	Biais diurne en température sous 100 Pa	134
6.5.6	Intercomparaison entre les différentes assimilations	139
<b>6.6</b>	<b>Discussion</b>	<b>148</b>
6.6.1	Prédictabilité de l'atmosphère	148
6.6.2	Un état atmosphérique stable pour le modèle?	150
<b>6.7</b>	<b>Conclusion</b>	<b>151</b>

---

*L'assimilation de la température avec une méthode innovante dans le chapitre précédent n'est qu'une première étape vers une assimilation plus complète, qui verrait l'assimilation conjointe des observations de température, poussières et glace d'eau pour une période plus longue. Le jeu de données unique fourni par MCS est une source d'information incroyablement riche à laquelle confronter le modèle, et il ne faudrait pas se priver d'utiliser toutes les observations disponibles pour le faire, dans un cadre d'assimilation. C'est également l'occasion de développer une réflexion plus générale sur la méthode qui consiste à utiliser une variable pour en estimer une autre, dont le chapitre précédent en a été un exemple avec la température et la poussière.*

*La mise en place de la présente étude, sous forme d'un article, a été compliquée en raison des résultats obtenus relativement peu probants, et ce malgré la réussite encourageante présentée au chapitre précédent. Bien que le modèle ne puisse pas résoudre la formation des couches détachées, on est en droit de penser, à ce point de notre réflexion, que l'assimilation de la température, ou de la poussière directement, devrait pouvoir pallier ce biais majeur du modèle. Les améliorations récentes des nuages du modèle décrites dans le chapitre 2, nous placent également dans une bonne position pour assimiler les observations de glace d'eau, grâce à un degré de réalisme jusque là jamais atteint par un modèle de climat martien. Or, comme le montre ce chapitre, malgré ces progrès, l'assimilation reste très ardue en raison des biais subsistant dans le modèle. Ils représentent la première source d'erreur dans l'assimilation.*

## **Article : The challenge of atmospheric data assimilation on Mars**

L'article qui suit a été soumis à la revue *Icarus*. La référence complète est : Navarro, T., F. Forget, E. Millour, S. J. Greybush, T. Miyoshi, E. Kalnay **The challenge of atmospheric data assimilation on Mars** 2016, in preparation

**Résumé** L'assimilation de données est un outil pour estimer un état atmosphérique à partir d'informations partielles fournies par des observations et un modèle. Dans cette étude, l'assimilation de l'atmosphère martienne est effectuée avec les inversions de température, de poussière, et de glace du Mars Climate Sounder (MCS). Elle utilise le schéma Local Ensemble Transform Kalman Filter (LETKF) et le GCM du LMD. L'assimilation est faite pour la période de  $L_s=180^\circ$  à  $L_s=320^\circ$  de l'année martienne 29. Nous profitons de cette opportunité pour décrire une nouvelle approche dans l'assimilation multivariée de la température et des aérosols, en abordant des problèmes spécifiques à l'atmosphère martienne.

De façon générale, l'assimilation de l'atmosphère martienne se révèle très difficile pour trois raisons. Premièrement, l'assimilation de la température souffre d'une forte réponse dynamique du GCM, avec une perte rapide de l'information fournie par les observations en raison de la difficulté d'assimiler l'onde de marée thermique atmosphérique. Deuxièmement, l'assimilation de la poussière est dominée par le biais du modèle, qui s'avère incapable de reproduire la variation diurne très marquée de

poussière en suspension, observée par MCS. Troisièmement, l'assimilation de la glace souffre aussi des biais du GCM en température.

Nous montrons finalement qu'une approche prometteuse réside dans l'assimilation des signatures thermiques de la poussière pour réduire l'erreur de la réponse dynamique du GCM. Toutefois, une telle méthode est locale et ne peut pas lever l'ambiguïté entre les effets locaux des aérosols et les téléconnexions à l'échelle planétaire. Malgré cette approche avec poussière estimée par la température, un biais froid du modèle, de plus de 15 K, est observé dans la couche limite planétaire préférentiellement aux emplacements à hautes altitudes. Ce biais peut être réduit à moins de 5 K si on l'attribue à une population de poussière à basse altitude, mais les résultats ainsi obtenus suggèrent que cette hypothèse n'est pas réaliste. Enfin, l'estimation de la poussière permet une prédiction correcte des températures atmosphériques pendant au moins quelques sols dans les meilleurs cas durant l'absence de données, ce qui représente une amélioration majeure au regard des études précédentes.

**Abstract** Data assimilation is a tool for estimating an atmospheric state based on partial information provided by observations and a model. In this study, the data assimilation of the Martian atmosphere is carried out with the Mars Climate Sounder (MCS) retrievals of temperature, dust and ice. It uses the Local Ensemble Transform Kalman Filter (LETKF) scheme and the Laboratoire de Météorologie Dynamique (LMD) Mars Global Climate Model (GCM). Assimilation is performed for the period  $L_s=180^\circ$  to  $L_s=320^\circ$  of Martian Year 29. We take this opportunity to describe a new approach for assimilating temperature and aerosols in a multivariate approach, tackling issues specific to the Martian atmosphere.

Overall, Martian data assimilation is found to be challenging for three reasons. First, assimilation of temperature exhibits a strong dynamical response of the GCM, with a quick loss of information provided by observations due to the difficulty to assimilate to thermal tide of the atmosphere. Second, assimilation of dust is mainly dominated by the bias of the GCM, which is not able to reproduce the strong diurnal variations of airborne dust observed by MCS. Third, assimilation of ice also suffers from GCM bias in temperature.

It is eventually found that a best approach lies in assimilating thermal signature of dust to reduce the error of the GCM dynamical response. However, such a technique is local and cannot raise the ambiguity between local effects of aerosols and teleconnections on the planetary scale. Despite this approach with dust estimated with temperature, a strong cold MGCM bias of more than 15 K is also found in the planetary boundary layer, at locations of topographic highs. This bias can be reduced to less than 5 K if it is accounted for by low altitude dust in the assimilation, but the result suggests this hypothesis to be physically unrealistic. Finally, the estimation of dust allows a correct prediction of atmospheric temperature for at least a few Martian days in best cases during data acquisition gaps, a significant improvement over previous studies.

## 6.1 Introduction

Data assimilation is a technique employed in atmospheric science to optimally combine observations with a Global Climate Model (GCM) (e.g. Kalnay (2003) or Lahoz et al. (2010)). It is of great interest for making sense of satellite observations scattered at various locations and times and restricted to specific quantities. To do so, atmospheric data assimilation interpolate observations in space and time by means of a GCM. It is also employed to put a constraint on the quantities that are not observed (e.g. winds), and computed by the model.

As stated for instance by Talagrand et al. (1997), the goal of data assimilation is to efficiently combine all available information about a physical system, whether it comes from observations, or from our knowledge of the physics put into a numerical model. The model *a priori*, called background, is optimally combined with observations to form an *analysis*, which confidence is greater than both the ones of the background and the observations. One way to see it is that observations are interpolated by a model to provide a continuous dataset of the atmospheric state. The needs in Earth meteorology led to the development of many assimilation techniques targeting the estimation of the synoptic state of the atmosphere. Results showed that this approach could successfully assimilate satellite retrievals observations into state-of the art Earth GCMs (Talagrand et al., 1997).

However, when compared to Earth, some specificities of the Martian atmosphere have to be addressed. Mars has a very low atmospheric density,  $10 \text{ g.m}^{-3}$  at the surface, giving a volumetric heat capacity of  $8 \text{ J.K}^{-1}.\text{m}^{-3}$ , 150 times lower than at Earth's surface. Thus, the typical radiative timescale is much shorter than on Earth, with 10 hours at the surface (Rogberg et al., 2010; Read et al., 2015). As a consequence, the Martian atmosphere variability is dominated by the diurnal cycle on the surface. Also, oceans on Earth are huge thermal reservoirs with timescales orders of magnitude larger than the atmospheric ones. They damp atmospheric diurnal variations, at least locally. The lack of oceans, or any such energy reservoir in close interaction with the Martian atmosphere, prevents the attenuation of the Martian diurnal cycle as on Earth. Moreover, the water clouds cover on Mars is less extensive than on Earth, and more importantly, the evolution of Martian clouds not as controlled by transport, but rather by local temperature, yielding a repeatable pattern from year to year (Smith, 2004, 2008). It is much less chaotic than the global cloud cover on Earth. All these elements result from Mars being in strong direct solar radiative forcing at the surface, conferring the planet a “hypercontinental” climate. In theory, this confers to Mars a very predictable weather, but that does not go without consequences for atmospheric data assimilation.

Synoptic features are known to occur on Mars, in particular travelling waves and eddies with a strong interannual repeatability (Banfield et al., 2004; Hinson et al., 2012; Mooring and Wilson, 2015). Interannual variability is mostly caused by one of the most famous trait of the Martian atmosphere: global dust storms (Montabone et al., 2005). They start as a synoptic feature (Wang and Bishop, 2003; Wang et al., 2005), and can merge in meso scale structures that cover 15 % of the surface of the planet and travel half the planetary radius from one hemisphere to one another, or even turn into purely global phenomenon some years (Wang and Richardson, 2015). Such super-regional to global events do not exist on Earth. Dust storms aside, the Martian atmosphere is remarkably repeatable, as noted by Smith (2004) using TES observations, with little

variations in temperature and water vapor.

A logical consequence is that, for a large portion of the year, instabilities in the Martian atmosphere do not grow (Newman et al., 2004; Greybush et al., 2013). A situation which never occurs on Earth, where the atmosphere is intrinsically more chaotic. Paradoxically, this makes assimilation of Martian data more difficult, because the main source of disagreement between model and observations are biases (whether these are model or observational biases), rather than flow instabilities (Rogberg et al., 2010).

In order to tackle this issue, an approach is to go beyond the assimilation of the atmospheric flow and focus on the forcings. An analogy can be made with atmospheric chemistry on Earth. Constantinescu et al. (2007) gives an example of chemical data assimilation with an EnKF in which filter divergence can occur. Filter divergence is a spurious behavior of a Kalman Filter for which the lack of sufficient model spread leads to progressively ignoring observations: the filter wrongly considers the model to be accurate enough to ignore observations considered less reliable. This behavior is expected to occur for physical systems with low internal variability, such as the Martian atmosphere. This issue can be solved by giving less weight to the model, based on its difference with the observations (a process called inflation, see later in section 6.4.1), as done in Constantinescu et al. (2007). More generally, increasing model uncertainty to avoid filter divergence or improve the overall assimilation performance is a well known technique, that relies on having different model configurations in the ensemble (Houtekamer et al., 2009). Greybush et al. (2012) gave an illustration for Mars, by imposing various dust loadings in the ensemble.

In clear sky conditions, surface temperature is controlled by surface properties, that are well known and constrained (Putzig and Mellon, 2007). What is left to impact radiative forcings are aerosols, namely airborne dust and water ice clouds. The radiative effect of aerosols is strong, with an effect on temperature up to 50 K for dust (Smith, 2004) and 15 K for ice (Wilson et al., 2007, 2008; Wilson, 2011; Wilson and Guzewich, 2014; Madeleine et al., 2012). As a consequence, assimilation of aerosols appear to be a critical aspect of Martian data assimilation and is explored in this paper. In contrast, assimilation of aerosols or chemistry on Earth is something that remains somewhat marginal in the global picture of Earth atmospheric assimilation. They mostly serve their own purpose and do not have an impact on the global state of the atmosphere (temperature, winds). Assimilating dust and ice on Mars, rather than just the global field of temperature, is expected to make a difference in the assimilation results.

In the light of these elements, is it possible to develop an assimilation chain as efficient as for Earth weather forecast, with models actually forecasting a realistic evolution when assimilating observations? To address this question, we will first describe in section 6.2 how various previous efforts of assimilation on Mars have been performed and discuss the questions and findings raised by these precedent works. The tools and methods of Martian assimilation used are described in section 6.3, and their particular setup in section 6.4. The consequent results are described and analyzed in section 6.5. The implications of these results are discussed in section 6.6 and a conclusion and summary is given in section 6.7.

## 6.2 Previous works on data assimilation on Mars

Earth aside, Mars is the only planetary body for which data assimilation has been achieved, with numerous attempts. The Analysis Correction Scheme (ACS) (Lorenz et al., 1991), a method similar to nudging, has been used for many studies of the assimilation of Mars (Lewis and Read, 1995; Lewis et al., 1996, 1997). Lewis and Read (1995) described the first experiments with the ACS using synthetic observations, that eventually paved the way for effective assimilation of the Thermal Emission Spectrometer (TES) (Christensen et al., 2001; Smith et al., 2001) temperature profiles and dust total opacity (Lewis and Barker, 2005; Lewis et al., 2007) with the UK version of the Laboratoire de Météorologie Dynamique (LMD) GCM (Forget et al., 1999). This method was validated using comparisons with temperature profiles from radio occultations (Montabone et al., 2006). This led to various applications: study of the interannual variability of dust (Montabone et al., 2005), of the radiative effects of water ice clouds (Wilson et al., 2008), of the predictability of the Martian atmosphere (Rogberg et al., 2010), of transient eddies (Mooring and Wilson, 2015), and of the solstitial pause (Lewis et al., 2016; Mulholland et al., 2016). Assimilating also the water vapor observations of TES, Steele et al. (2014b) studied its annual cycle. Moreover, using the Mars Climate Sounder (MCS) (McCleese et al., 2007) observations of ice and temperature, Steele et al. (2014a) studied the radiative impact of water ice clouds.

Recently, more advanced schemes have been applied to Martian assimilation. A four-dimensional variational technique was used for the assimilation of TES retrievals of temperature by Houben (1999). Zhang et al. (2001) employed a steady-state Kalman filter (Banfield et al., 1995) to also assimilate TES temperature, concluding that information on dust were needed for a proper assimilation. Lee et al. (2011) assimilated TES radiances with the Data Assimilation Research Testbed (Anderson et al., 2009), an ensemble Kalman Filter (EnKF) (Evensen, 1994) method combined with the MarsWRF GCM (Richardson et al., 2007). They reported on the importance of model bias and the effect of dust loading on the quality of the assimilation. Another EnKF method, the Local Ensemble Kalman Filter (LETKF) (Hunt et al., 2007) was tested with synthetic observations (Hoffman et al., 2010) and using the Geophysical Fluid Dynamics Laboratory (GFDL) GCM (Wilson and Hamilton, 1996). Greybush et al. (2012) applied this setup to actual TES observations of temperature recorded over one year. Zhao et al. (2015) also used the same setup to unravel the Martian specificity of the impact of the length of the assimilation window on the wave activity in a GCM. Also using the LETKF, but with the LMD GCM, Navarro et al. (2014b) assimilated MCS observations of temperature, highlighting the thermal signature of dust. This article is a continuation of this latter study, extending the assimilation to MCS dust and ice observations.

Because of their coverage since 2006 and their limb acquisition mode, MCS observations form a very valuable dataset for studying the Martian climate. The retrievals of vertical profiles of temperature, airborne dust and water ice (Kleinböhl et al., 2009, 2011) allow to distinguish vertical structures in the Martian atmosphere. This led to the discovery of detached layers of dust (Heavens et al., 2011a,b) that vary between day and night (Heavens et al., 2014). MCS also revealed the structure of the thermal tides that shape the global temperature field and the distribution of atmospheric water ice (Lee et al., 2011) and the presence of a semidiurnal tide caused by water ice clouds (Kleinböhl et al., 2013). This dataset, from which Steele et al. (2014a) and Navarro

et al. (2014b) assimilated temperature, offers an extensive spatial coverage for three variables of first importance to Martian meteorology over multiple years. The simultaneous assimilation of MCS retrievals of temperature, dust and ice is introduced for the first time in this paper.

## 6.3 A LETKF scheme to assimilate MCS data using the LMD GCM

Any data assimilation framework is a combination of three components: a scheme, a physical model and observations. This section describes briefly the three elements of this study.

### 6.3.1 Local Ensemble Transform Kalman Filter

The Local Ensemble Transform Kalman Filter (LETKF) is an efficient data assimilation scheme for spatiotemporal chaotic systems (Hunt et al., 2007). It is an Ensemble Kalman Filter (Evensen, 1994), which means that it uses an ensemble of  $N$  model forecasts to estimate both the mean state and the standard deviation of the background of the atmospheric state. The underlying hypothesis is that the atmospheric state corresponds to a Gaussian random process. Therefore, knowing only the first two moments, the mean and the standard deviation, is sufficient to completely know the atmospheric state. By comparing the mean and standard deviation of the background and observations, an analysis is computed, that serves as an initial state for a new model forecast. The assimilation consists of alternating these analysis and forecast steps, such that the standard deviation of the ensemble converges toward a value that theoretically corresponds to the observations error.

The analysis is local: only observations within a defined range are considered for each model grid point. For a given grid point, let  $\mathbf{x}$  be an atmospheric state, i.e. the vector column that includes  $M$  atmospheric variables to be considered for assimilation. The equations of the Kalman filter, that give the analysis, can be summarized (Hunt et al., 2007) as:

$$\bar{\mathbf{x}}^a = \bar{\mathbf{x}}^b + \mathbf{X}^b \mathbf{W}^a \quad (6.1)$$

$$\mathbf{P}^a = \mathbf{X}^b \tilde{\mathbf{P}}^a (\mathbf{X}^b)^T \quad (6.2)$$

with  $\bar{\mathbf{x}}^b$  and  $\bar{\mathbf{x}}^a$ , the means of the analysis and the background of the atmospheric state and  $\mathbf{P}^a$  the covariance matrix of the analysis ensemble.  $\mathbf{X}^b$  is defined as the matrix for which the  $i^{th}$  column is  $\mathbf{x}^{b(i)} - \bar{\mathbf{x}}^b$ , the difference between the  $i^{th}$  atmospheric state of the ensemble and the mean background.  $\mathbf{W}^a$  is a  $M \times N$  matrix and consists of the weights attributed to each member of the ensemble for the linear combination that gives birth to the analysis mean state.

The weights  $\mathbf{W}^a$  and matrix  $\tilde{\mathbf{P}}^a$  are given by:

$$\mathbf{W}^a = \tilde{\mathbf{P}}^a (\mathbf{Y}^b)^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{y}^o - H(\bar{\mathbf{x}}^b)) \quad (6.3)$$

$$\tilde{\mathbf{P}}^a = [(N - 1)\mathbf{I}_N + (\mathbf{Y}^b)^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{Y}^b)]^{-1} \quad (6.4)$$



with  $\mathbf{y}^o$  the vector of observations selected for this model grid point (a process called localization),  $H$  the observational operator that transforms a variable from the model space to the observations space, with spatio-temporal interpolation or variable change.  $\mathbf{R}$  is the covariance matrix of these observations, and is diagonal, neglecting any cross-correlations between observation errors. Similarly to  $\mathbf{X}^b$ ,  $\mathbf{Y}^b$  is the matrix for which the  $i^{\text{th}}$  column is  $H(\mathbf{x}^{b(i)}) - \overline{H(\mathbf{x}^b)}$ .

Equations 6.3 and 6.4 show that the analysis depends on both the instrumental error  $\mathbf{R}$  and the background standard deviation in  $\mathbf{Y}^b$ . This “error” of the background in the observations space evolves with space and time, which is taken into account for computing the weights of matrix  $\mathbf{W}^a$ .

### 6.3.2 Global Climate Model

The model of the Martian atmosphere used for assimilation is the LMD GCM (Forget et al., 1999). It is a finite difference model, with a resolution of  $3.75^\circ$  in latitude and  $5.625^\circ$  in longitude for the present study. Vertical levels are hybrid coordinates, with 36 levels up to  $2 \times 10^{-4}$  Pa (about 150 km altitude), above the top of MCS profiles. For each physics timesteps of 15 Martian minutes, 10 dynamical timesteps occur. Tracer advection is finite volume. Turbulence is parameterized in the planetary boundary layer (Colaïtis et al., 2013). The model includes the  $\text{CO}_2$  cycle, with condensation and sublimation of  $\text{CO}_2$  and the global change of the total atmospheric mass Forget et al. (1998). The cycles of dust and water, and their interactions are also represented. Dust is modeled with a semi-interactive scheme, that transport both the mass mixing ratio and the number of dust particles (Madeleine et al., 2011). Lifting is global and constant, with a rescaling applied to the total column quantity at each physical timestep to match a prescribed scenario (Montabone et al., 2015). The water cycle includes a microphysical scheme for the sublimation and condensation of water ice clouds on the dust particles and interactions between the ice at the surface and the atmosphere (Navarro et al., 2014a). Dust and water ice in the atmosphere are 4D variables, transported and radiatively active (Madeleine et al., 2011, 2012).

### 6.3.3 Mars Climate Sounder

Assimilated observations are retrievals of the Mars Climate Sounder (McCleese et al., 2007). MCS is a spectrometer on board Mars Reconnaissance Orbiter (MRO), that started acquisition in Martian Year (MY) 28. It measures the thermal emission at the limb of the atmosphere in nine infrared bands with an array of 21 detectors for each band. The limb viewing enables to discriminate the vertical structure of the atmosphere with a vertical field of view of 5 km. Atmospheric temperature, dust and water ice are retrieved (Kleinböhl et al., 2009, 2011) from 1879 to  $4 \times 10^{-2}$  Pa. The sun-synchronous orbit of MRO allows MCS to acquire data at two local times, around 3 h and 15 h. In MY 30, MCS started a intermittent cross-track mode, with acquisition of some data at local times 1.5 h before and after the main day and night local times. The profiles assimilated in this study are from version 4.3 of the retrievals, with a filter to remove temperatures below the  $\text{CO}_2$  condensation point.

## 6.4 Experiment design

### 6.4.1 LETKF configuration

The LETKF is used with an ensemble of 16 members, as in Greybush et al. (2012) and Navarro et al. (2014b). Initial states are constructed from a single state taken from the climatology of the Mars Climate Database (Lewis et al., 1999), and then integrated for 30 sols with a prescribed total dust opacity varying from 0.05 to 1.5 for each member of the ensemble. The cycling of the assimilation setup is the same as in Greybush et al. (2012), with a time window of 6 Martian hours. Observations are considered 3 hours before and 3 hours after the time of the analysis. The model variables are linearly interpolated to the locations of observations in space and time. Geometric interpolation is performed on the pressure grid.

For the localization of observations to be considered in  $\mathbf{y}^o$  at a given model grid point, we utilize a Gaussian function horizontally and vertically as in Greybush et al. (2012). A localization length of 600 km and a cutoff at 900 km is used for all variables. It corresponds to the natural length scale of the Martian atmosphere and has the advantage of being close to half the distance between two consecutive orbits of MRO of 1600 km at the equator. Thus, there is no spatial gap in the analysis increments between two consecutive orbits.

For temperature, the estimated retrieval error associated with each data point serves as the prescribed error in the  $\mathbf{R}$  matrix. However, because the instrument measures spatial structures at a finer scale than the GCM grid, we account for an error of representativity which consists in imposing a minimal error of 2 K for all temperature observations.

Adaptive inflation of the covariance is applied to the ensemble background (Miyoshi, 2011), with a prior inflation variance of  $0.05^2$ . The inflation depends on the statistics of the difference between observations and model to take into account model bias and the finite size of the ensemble. Using inflation is found to be mandatory for Martian assimilation in order to avoid filter divergence. Because the retreat of the seasonal  $\text{CO}_2$  polar caps at the poles does not occur at the exact same time in all members of the ensemble, the temperature covariance can be locally very high at the edge of the cap. Therefore, inflation is turned off at latitudes greater than  $60^\circ$  for the bottom-most 3 layers of the model, in order to avoid problematic inflation values. The inflation values obtained in this paper varies between 100 % and 200 %, and up to 300 % in the mesosphere and 800 % at the poles. These high values reveal the lack of variability of the model to match observations, especially at high altitudes and at the poles.

### 6.4.2 Multivariate analysis

For the purpose of assimilating aerosols, one would require observations of these aerosols. MCS provides retrievals of temperature, dust and ice, which would logically be used for assimilation of model atmospheric variables temperature, dust and ice. However, how and which variable is considered in the LETKF is often not described and deserves some details. Let us split the atmospheric vector  $\mathbf{x}$  in two subsets  $\mathbf{x}_\alpha$  and  $\mathbf{x}_\beta$ :

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} \mathbf{x}_\alpha \\ \mathbf{x}_\beta \end{pmatrix} \quad (6.5)$$

Variables in  $\mathbf{x}_\alpha$  are variables that are observed, that is to say there are observations for which there is an observational operator  $H$  that can unambiguously transform variables from model space to observations space. For instance, this could be the potential temperature, a variable often in GCMs instead of temperature, and retrievals of temperature. This could also be temperature and instrument radiances, in which case  $H$  is a forward model of the instrument. Variables in  $\mathbf{x}_\beta$  are variables that are not observed, that is to say there is no such observation. For instance,  $\mathbf{x}_\beta$  could correspond to winds, for which there is no clear and direct correspondence to observations of temperature. In fact, a GCM is needed to link these two quantities, which can be seen as a much more complex function than  $H$ .

Without the possibility to apply  $H$  to  $\mathbf{x}_\beta$ , only considering the subset  $\mathbf{x}_\alpha$  in equations 6.3 and 6.4 gives specific weight matrix  $\mathbf{W}_\alpha^a$  and matrix  $\tilde{\mathbf{P}}_\alpha^a$ . The analysis is, according to equations 6.1 and 6.2:

$$\bar{\mathbf{x}}^a = \bar{\mathbf{x}}^b + \mathbf{X}^b \mathbf{W}_\alpha^a \quad (6.6)$$

associated error with the

$$\mathbf{P}^a = \mathbf{X}^b \tilde{\mathbf{P}}_\alpha^a (\mathbf{X}^b)^T \quad (6.7)$$

So, the analysis for the two subsets can be written:

$$\bar{\mathbf{x}}^a = \begin{pmatrix} \bar{\mathbf{x}}_\alpha^a \\ \bar{\mathbf{x}}_{\beta \leftarrow \alpha}^a \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \bar{\mathbf{x}}_\alpha^b + \mathbf{X}_\alpha^b \mathbf{W}_\alpha^a \\ \bar{\mathbf{x}}_\beta^b + \mathbf{X}_\beta^b \mathbf{W}_\alpha^a \end{pmatrix} \quad (6.8)$$

with notation “ $\beta \leftarrow \alpha$ ” meaning that only the subset  $\alpha$  is compared to observations to compute the analysis of the subset  $\beta$ . The corresponding analysis covariances matrices are:

$$\mathbf{P}_\alpha^a = \mathbf{X}_\alpha^b \tilde{\mathbf{P}}_\alpha^a (\mathbf{X}_\alpha^b)^T \quad (6.9)$$

$$\mathbf{P}_{\beta \leftarrow \alpha}^a = \mathbf{X}_\beta^b \tilde{\mathbf{P}}_\alpha^a (\mathbf{X}_\beta^b)^T \quad (6.10)$$

Thus, equations 6.8 and 6.9 show how an ensemble can be used to estimate the analysis of variables  $\mathbf{x}_\beta$  that are not observed through the correlations with a variable  $\mathbf{x}_\alpha$  that is observed. This correlation occurs between the terms  $\mathbf{X}_\beta^b$  and  $\mathbf{Y}_\alpha^b$ . So, the correlation is done for variables in model space, and other ones in observation space. Generally the operator  $H$  is linear, or simple enough to conserve correlations between variables, and this does not cause problem. But when using  $\mathbf{Y}_\alpha^b$  to get  $\mathbf{X}_\beta^a$ , one has to also be sure that the localization range is small enough to have meaningful correlations between the two kinds of atmospheric variables. However, if the localization range is large enough to capture spurious correlations in space or time, the analysis obtained for the unobserved variables might be misleading, even if the correlations among the observed variables are valid.

The main question is: how valid is the approach to employ some variables and their observations for the analysis of other variables? Navarro et al. (2014b) gives an example for temperature and dust, with the necessity to limit the spatial extent of this technique. We introduce here a naming applied to the case of temperature and aerosols assimilation in table 6.1. It refers to which variable is used to update any other variable. For instance, “TuD” should be read “Temperature (observations) update Dust (variable in the model)”.

Model variable Observation	Temperature	Dust mass mixing ratio	Dust mass mixing ratio
Temperature	<b>TuT</b>	<b>TuD</b>	<b>TuI</b>
Density-scaled opacity of dust	<b>DuT</b>	<b>DuD</b>	∅
Density-scaled opacity of ice	<b>IuT</b>	∅	<b>IuI</b>

Table 6.1: Possible methods to assimilate temperature and aerosols

Given that we always update winds with temperature, it is always implied and not explicitly included in this notation. Cases “DuI” and “IuD” are not considered at this point: even if local correlations were to exist between atmospheric ice and dust, it is not granted (and almost sure) that the ensemble of GCM forecasts would capture all the actual possible configurations between the two aerosols. It would most likely lead to spurious correlations between both. The other cases, described below, deal with the the radiative effects of aerosols, and are more simple to implement.

### 6.4.3 Assimilation of model variable temperature (1<sup>st</sup> column of table 6.1)

The TuT case is straightforward. The actual variable in the atmospheric state of the model is potential temperature, that just depends on temperature and pressure, that is to say the vertical level of the model. In theory, cases DuT and IuT could also be performed, as the radiative effect of dust and ice are strong enough to be spotted in the ensemble. The challenge would then be to handle possible cases where the analysis is out of the the range of the ensemble, which can be the case for aerosols. For instance, the absence of ice or dust in all the forecasts could be confronted to an observation of the presence of dust or ice, in which case the ensemble would not be able to tell which temperature to expect. However, we did choose not to study these DuT and IuT cases. The reason is that the radiative transfer in the GCM will impact any radiative effect of aerosols at the first physics timestep in the forecast. The effects on temperature of the DuT and IuT are therefore unnecessary because the model is better suited to simulate them, as soon as the forecast begins. There is a possible feedback between temperature and ice, but the radiative transfer usually occurs before any cloud scheme in a GCM. The analysis does not take into account the radiative effect of aerosols without DuT or IuT cases. Therefore, the atmospheric state obtained after one physics timestep (15 minutes in our case) is much more coherent physically than the analysis itself.

### 6.4.4 Assimilation of model variable dust (2<sup>nd</sup> column of table 6.1)

Mass mixing ratio of dust is one of the model variables for dust, along with the number mixing ratio of dust particles. MCS retrievals consist of dust opacity per kilometers. In order to assimilate observations of dust, we use the density-scaled opacity (DSO)

of dust  $\Sigma$ , instead of the dust opacity per kilometer  $\partial_z\tau$ .  $\Sigma$  is the total effective surface of radiative scatterers (here dust) per unit of atmospheric mass, and is directly proportional to the mass mixing ratio because of the scaling with density. It writes:

$$\Sigma = \rho^{-1} \frac{\partial\tau}{\partial z} = \frac{3}{4} \frac{Q_{ext}}{\rho r_{eff}} q \quad (6.11)$$

with  $\rho$  the atmospheric density,  $q$  the mass mixing ratio of dust,  $\rho$  the density of dust, set to  $2500 \text{ kg.m}^{-3}$  in the model,  $Q_{ext}$  the extinction coefficient for dust, and  $r_{eff}$  the effective radius of dust particles.  $Q_{ext}$  depends on the optical wavelength and  $r_{eff}$ , but Heavens et al. (2011b) remarked that at the wavelength of MCS observations of dust, the ratio  $\frac{Q_{ext}}{r_{eff}}$  varies by less than 30 % for  $r_{eff}$  between 1 to 6  $\mu\text{m}$ , which can be easily captured by the variations in the ensemble. Thus,  $\Sigma$  can be considered as a quantity proportional to mass mixing ratio. The rule of thumb is that for dust at wavelength of MCS observation of 21.6  $\mu\text{m}$ ,  $q = 1 \text{ ppm}$  roughly gives  $\Sigma = 1 \text{ cm}^2.\text{kg}^{-1}$ . Therefore, retrievals of dust and temperature  $T(p)$  are combined to get  $\partial_z\tau$  on one hand, and  $\rho^{-1} = RT(pM_{CO_2})^{-1}$  on the other hand, with  $p$  the pressure,  $M_{CO_2}$  the atmospheric molar mass and  $R$  the ideal gas constant.

The error associated with density-scaled opacity,  $\sigma_\Sigma$ , is a function of dust retrievals and temperature, and their errors. Let us set:

$$T = T_t + \varepsilon_T \quad (6.12)$$

with  $T_t$  the true value of temperature and  $\varepsilon_T$  the difference between the true value and the retrieval. The DSO can be written:

$$\Sigma = ((T_t + \varepsilon_T)((\partial_z\tau)_t + \varepsilon_{\partial_z\tau})) \left( \frac{R}{pM_{CO_2}} \right) \quad (6.13)$$

$$(6.14)$$

If the retrieval is not biased, we can write  $\overline{\varepsilon_T} = 0$  and  $\overline{\varepsilon_T\varepsilon_T} = \sigma_T^2$ , with  $\sigma_T$  the known retrieval error. The same relations exist for  $\partial_z\tau$  and its associated error  $\sigma_{\partial_z\tau}$ . If we make the assumption that  $T$  and  $\partial_z\tau$  are not correlated, i.e.  $\overline{\varepsilon_{\partial_z\tau}\varepsilon_T} = 0$ , we can write for the true value of the DSO:

$$\overline{\Sigma} = \Sigma_t = (T_t(\partial_z\tau)_t) \left( \frac{R}{pM_{CO_2}} \right) \quad (6.15)$$

The error on DSO is finally given by:

$$\sigma_\Sigma^2 = \overline{(\overline{\Sigma} - \Sigma)^2} \quad (6.16)$$

$$= \overline{(T_t\varepsilon_{\partial_z\tau} + \varepsilon_T(\partial_z\tau)_t + \varepsilon_T\varepsilon_{\partial_z\tau})^2} \left( \frac{R}{pM_{CO_2}} \right)^2 \quad (6.17)$$

$$= \left( \overline{(T_t\varepsilon_{\partial_z\tau})^2} + \overline{(\varepsilon_T(\partial_z\tau)_t)^2} \right) \left( \frac{R}{pM_{CO_2}} \right)^2 \quad (6.18)$$

$$= ((T\sigma_{\partial_z\tau})^2 + (\sigma_T\partial_z\tau)^2) \left( \frac{R}{pM_{CO_2}} \right)^2 \quad (6.19)$$

The reconstructed observations of DSO and their errors are the ones assimilated. These observations are not distributed in a Gaussian function because there are only positive

values, with a peak for small values. This violates the Gaussian hypothesis in the LETKF scheme. A transformation of the observations to ensure gaussianity could be considered (Bocquet et al., 2010), and has already been applied to the LETKF for the assimilation of precipitations (Lien et al., 2013). We attempted using such a method by assuming a lognormal distribution for observations. However, we found that an even bigger problem was set by the fact that, in many cases, the forecasts do not encompass the observations even during the spinup phase, because of total lack of dust in the observation or in the model. The reason is that model biases prevail in the difference with observations, which is further discussed in more details in sections 6.5 and 6.6. In these cases, the analysis can be extrapolated to zero values, which is expected, or extremely high values, which is problematic. Some members are then set on trajectories with excessive amount of dust before the end of the spinup, leading to model instabilities. Inflation for dust is then not a solution, because it would require high and unrealistic values to reconcile the spread of the ensemble with the observation error.

Instead, we just keep the distribution as is, and deal with negative values of dust in the analysis members by setting them to zero. If a value is found to become negative, the members are rescaled to conserve the average and the spread of the dust ensemble. In practice, less than 20 model grid points out of 90000 are affected with negative values of a few ppm for each analysis cycle after the filter spinup. The same recipe is applied for high values, with a threshold at 500 ppm, that concerns no values after the spinup. This pragmatic approach proved to be efficient for assimilation once the filter has spun up. Section 6.5 shows results using of the DuD case, and demonstrates that the biggest challenge for assimilation of dust is the model realism rather than the assimilation technique.

For the TuD case, the mass mixing ratio of dust is assumed to be proportional to the heating rate where dust absorbs solar radiation. The biggest challenge is to delimit a region in which to allow temperature to update dust. This is done for locations in the forecast for which the heating rate of dust is above  $0.2 \text{ K.h}^{-1}$ , i.e. locations with dust during daytime; and for which the daily averaged insolation is above  $100 \text{ W.m}^2$ , i.e. over all the planet except polar nights. The setup of this case is described more thoroughly in Navarro et al. (2014b).

Whether the case is DuD or TuD, the size of dust particles is kept constant between the model and the analysis, adjusted by the number of dust particles in the atmospheric state (Navarro et al., 2014b). However, if there are very few particles in the background, less than  $1000 \text{ kg}^{-1}$ , and more than  $1000 \text{ kg}^{-1}$  in the analysis, we impose the newly created dust to have a particle radius of  $1 \mu\text{m}$ , the value observed by the Compact Reconnaissance Imaging Spectrometer for Mars (Guzewich et al., 2014).

### 6.4.5 Assimilation of model variable ice (3<sup>rd</sup> column of table 6.1)

As for dust, the model variable for water ice is a mass mixing ratio, whereas MCS retrievals consist of an opacity per kilometer. The density-scaled opacity of ice is also proportional to the mass mixing ratio with a value of  $\frac{Q_{ext}}{r_{eff}}$  also varying up to 30 %. The conversion between ice mass mixing ratio and density-scaled opacity is roughly 1 ppm for  $4 \text{ cm}^2 \cdot \text{kg}^{-1}$  at the MCS wavelength of  $11.6 \mu\text{m}$ . The method for the IuI case is the same as for the DuD case. The adaptation is that newly created ice radius is

set to  $1.5 \mu m$  (Guzewich et al., 2014). The model simulates the condensation of water ice on dust particles, and the release of dust once ice has sublimed. Modifying the ice particles in the analysis modifies the total population of cloud condensation nuclei, and therefore the dust population. Thus, we do not activate the full scavenging scheme in the GCM when ice is assimilated: the number of cloud nuclei depends on dust and local conditions, but the dust itself is not modified.

The case TuI has been tested but results showed it fails to correctly estimate ice. The reason is that, when water ice and temperature are locally correlated, the causality is ambiguous. Water ice clouds have radiative effects, but their presence and amount is mainly controlled by temperature. In most case, ice varies in the ensemble because of temperature variations. Thus, applying the TuI method actually consists, during the analysis step, of using the model microphysics to adjust ice to the analysis of temperature. This is also what is done in the first step of the GCM, without the need of an analysis step. The TuI case would just be useless most of the time when temperature controls ice, and of some interest when ice controls temperature, a scenario which may occur if all terms of temperatures variations are small compared to the heating rate of ice. However, an adverse effect appears with the TuI case. The analysis of ice being different to the background, the analysis step acts as a source or sink of water in the Martian atmosphere. This simply results in a global change of total atmospheric available water that greatly surpasses the exchange with surface water ice. After 35 sols of assimilation starting at  $L_s=180^\circ$ , the background state was twice wetter than the climatology. The conclusion is that, in rare cases where the causality of temperature is indeed ice, the local thermal signature of water ice clouds is buried in other heating rates for a given ensemble of forecasts, making it too difficult to estimate ice using temperature only as the TuD method does. For this reason, the TuI case is not further studied in the paper.

The IuI case can also exhibit issues with sources and sinks of ice that change the total atmospheric water amount. In order to address this, one has to take into account the atmospheric water vapor as well when modifying the ice at the analysis step. We propose the following method, using both ice and temperature analysis increments, in a TuT-IuI configuration case:

- If the analysis increments of ice and temperature have opposite signs, then the increment of vapor is the opposite of the ice one. By doing so, the water mass is kept constant. The rationale is that the ice innovation is due to a need to change temperature in the background.
- If the analysis increments of ice and temperature have the same sign, then the increment of vapor is given by  $q_v^a - q_v^b = q_{sat}(T^a) - q_{sat}(T^b)$ , with  $q_v^a$  and  $q_v^b$  the analysis and background of vapor mass mixing ratio,  $T^a$  and  $T^b$  the analysis and background temperature, and  $q_{sat}$  the water mass mixing ratio of saturation as a function of temperature. The idea is that the change of ice is not due to a change in temperature, but rather to missing or excess local amount of vapor to get the desired quantity of ice.

Also, observations of atmospheric ice poleward of  $50^\circ$  latitude are not assimilated, as tests showed that strong temperature discrepancies, caused by dynamical effects

rather than radiative effects of ice, modified the total amount of water in polar regions. This changed substantially the whole water cycle, specifically tuned in the model to reproduce the climatology of water vapor and ice (Navarro et al., 2014a).

Assimilation experiment	Description
<b>Free Run</b>	No observation is assimilated, the setup is similar to other assimilation experiments for comparison purposes.
<b>TuT</b>	Assimilation of temperature only.
<b>TuT-DuD</b>	Assimilation of temperature and dust observations. No dust guiding scenario.
<b>TuTD</b>	Assimilation of temperature observations to update both temperature and dust in the analysis. No dust guiding scenario.
<b>TuTD*</b>	As for TuTD, but in addition to classic dust, a second population of dust that is not vertically advected is present below 100 Pa.
<b>TuTD-IuI</b>	As for TuTD, with the assimilation of ice with water ice observations. Water vapor is updated based on temperature and ice increments.

Table 6.2: Experiments performed in this study.

### 6.4.6 Assimilation experiments

We performed assimilation using different setups for the second half of MY 29. It is the first year with a complete acquisition of MCS, and without cross-track observations, which makes the assimilation simpler to interpret. This period also has the advantage of showing dust activity, with more variability than during the first half of the year to help with assimilation, a problem mentioned in section 6.1. Thus, the assimilation is performed over the period from  $L_s=175^\circ$  to  $L_s=328^\circ$ . The rationale is that there is a data gap from MY 29,  $L_s=328^\circ$  to MY 30,  $L_s=24^\circ$ . Data from  $L_s=175^\circ$  to  $L_s=180^\circ$  correspond to the spinup of the EnKF and are not considered. The assimilation experiments are summarized in table 6.2. The choices for these cases are described throughout section 6.5. For instance, the assimilation of ice is built on the TuTD case rather than on the TuT-DuD case, given the performance on background temperature of each case.



Note also that if temperature is both assimilated and used to update another variables, as in the TuTD case, the inflation factor is estimated using temperature only, and applied to both temperature and dust, by applying the same correction to the covariance of dust for consistency of the analysis.

## 6.5 Results

### 6.5.1 Temperature assimilation

An example of assimilation of temperature only (TuT case) at  $L_s=300^\circ$ - $305^\circ$  is shown in figure 6.1, and compared to the case without assimilation (Free Run). Without assimilation, the difference in temperature with MCS exceeds 15 K, with the model being colder at the pole, and warmer in the tropical mesosphere, especially at night. As expected, assimilation of temperature greatly reduces these differences, as shown in the analyzed state. However, this match with MCS temperature does not persist in the background state, i.e 6 hours after the last analysis, with differences exceeding 15 K, similar to the Free Run. The background temperature is improved in the polar regions and in the dayside mesosphere when compared to the Free Run. Nevertheless, background day temperature is 13 K warmer than MCS at 3 Pa, a difference that is larger than the Free Run. Looking at this background state, it is straightforward to see that the remaining differences between the analysis and MCS are a contribution of the background to the analyzed temperature. The quantities shown in figure 6.1 correspond to an average over a timespan of 10 sols, and reflect well the behavior of a single assimilation cycle of 6 hours, meaning that this data assimilation, once converged, is constantly going back and forth between these two atmospheric states. The winds are changed accordingly with the temperature in the analysis with the means of the ensemble, in order to retain the information on the temperature change provided the thermal wind (Lewis et al., 2007). These background winds differ from the analysis and the Free Run; and do not help maintaining the temperature long enough during an assimilation cycle.

At this point, a caveat has to be addressed concerning the temperature differences with MCS. Indeed, one has to bear in mind what the analysis is. For each assimilation cycle, it consists of a single instant, whereas the background is inherently a time-dependent 6 hours long forecast, given the LETKF is a 4D assimilation method. Thus, when comparing the analysis state to MCS, two local times have to be fixed at a given instant, i.e. only two longitude values are selected. Therefore, the differences between the analysis and the observations are averaged on 8 different longitude values only because there are 4 analysis per day, unlike for the background and the Free Run, that spans all longitudes where observations are. Of course, the analysis differs from the background for more than just the two local times of observations. The background is updated to the analysis for all longitudes that had been in the localization radius of at the 3 am or 3 pm local times during the 6 hours of one assimilation cycle. and correlations between the members of the ensemble allow the estimation of a new analysis at unobserved local time. This can be seen in figure 6.2: the analysis increments span a longitude range of  $120^\circ$  and can vary in longitude. Because the analysis covers more local times than observations, it is just not possible to compare the whole analysis with observations.

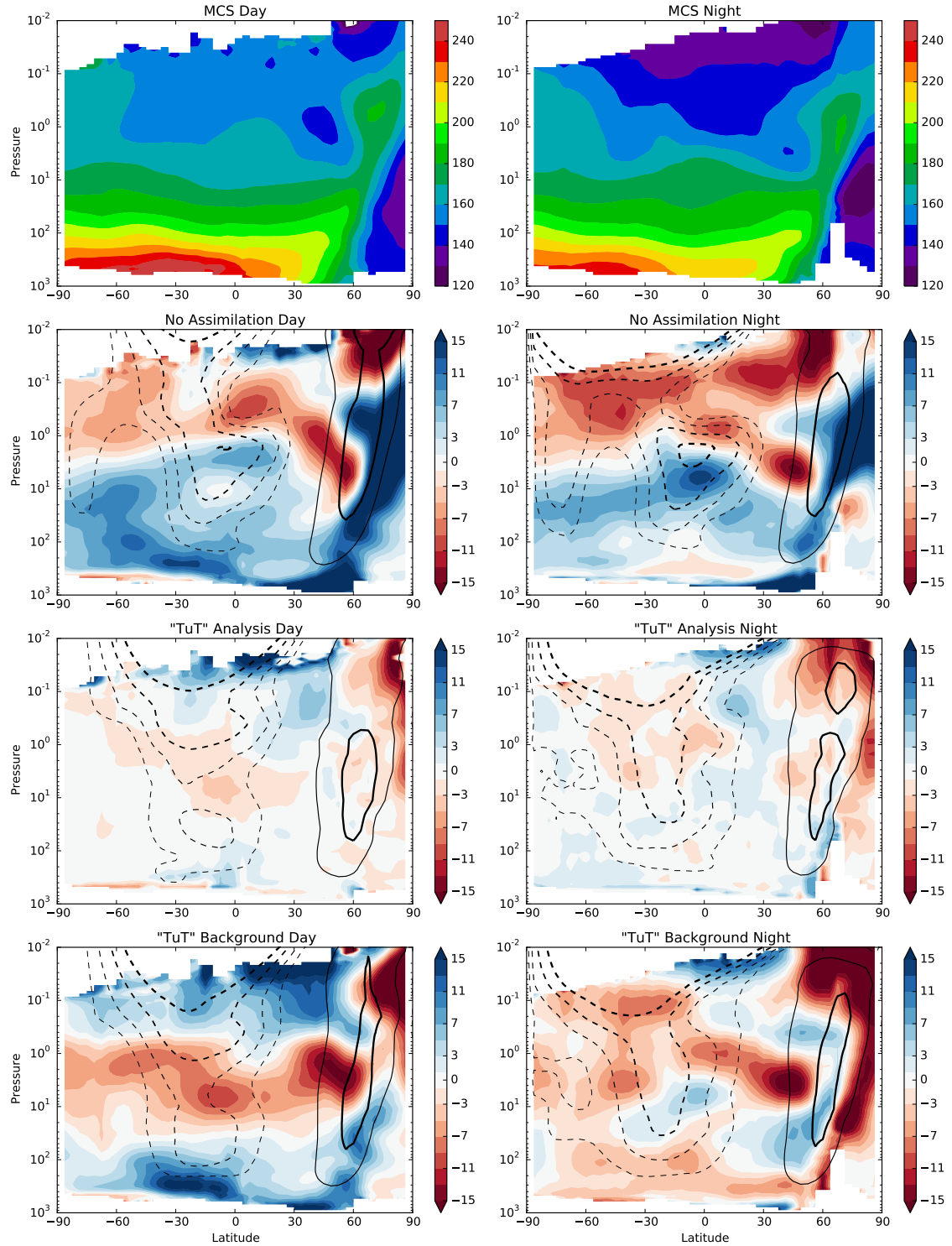


Figure 6.1: Zonal structure of the temperature in kelvins on the dayside (left) and the nightside (right) as seen by MCS (first row) for the period  $L_s=300^\circ-305^\circ$  of MY 29. Difference of temperature between MCS and the GCM for day and night sides is shown without assimilation (second row), with the analysis state of an assimilation of temperature (third row), and the background state (fourth row). Red (blue) indicates that the model is warmer (colder) than MCS. Zonal winds at values  $-70, -52.5, -35, -17.5, 70,$  and  $140 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$  are indicated in contours, with dashed for the negative values.

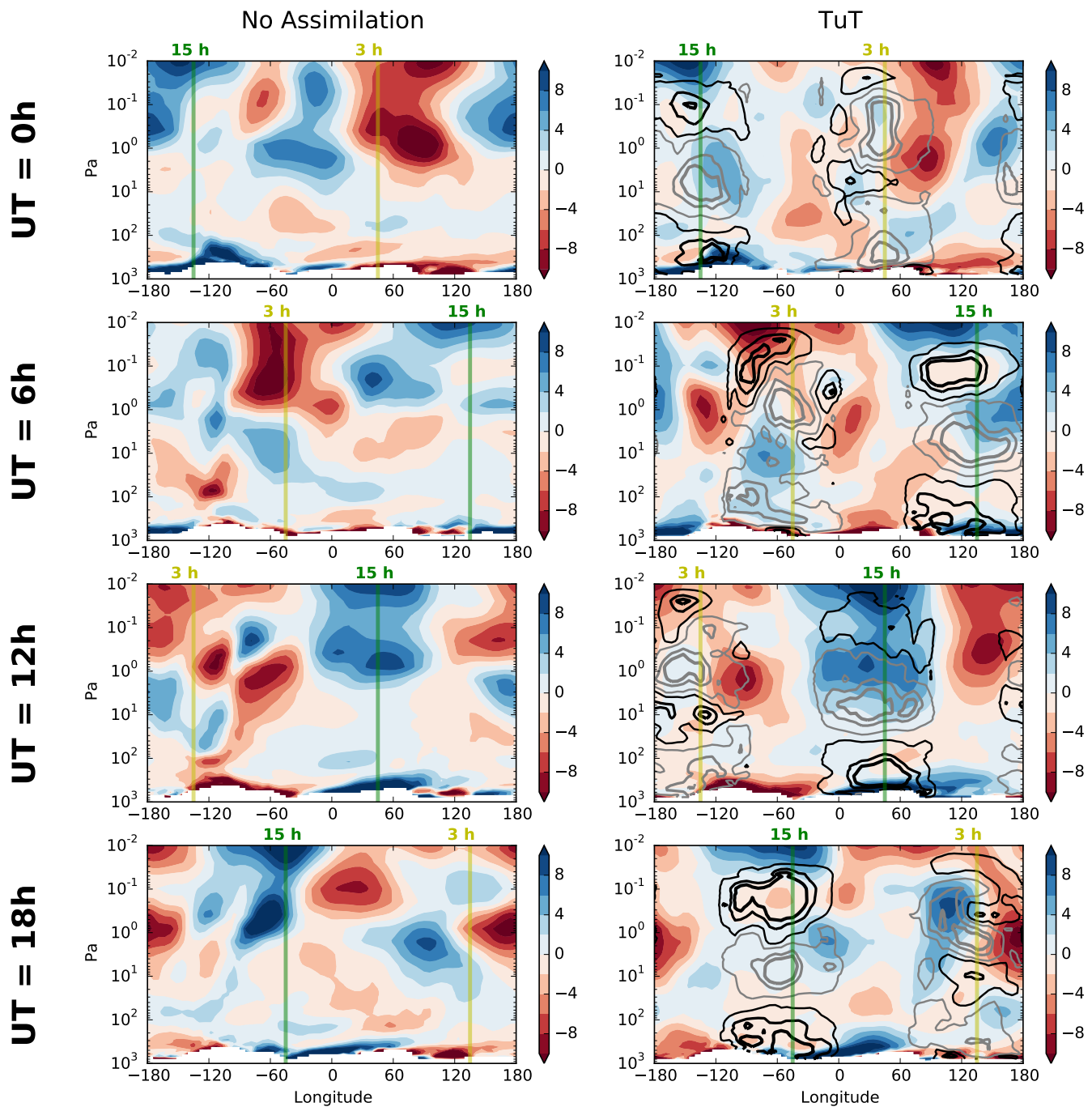


Figure 6.2: Temperature zonal anomaly without assimilation (left) and for the background of the TuT case (right), for latitude band  $20^{\circ}\text{S}$ - $20^{\circ}\text{N}$  and period  $L_s=300^{\circ}$ - $305^{\circ}$  at the four analysis hours at Universal Time (UT) 0, 6, 12 and 18 h. The analysis increments are shown in contours for values 1, 4, and 7 K in black, and -1, -4, and -7 K in grey. Longitudes at local times 3 and 15 h are indicated.

The evolution from the analysis during the forecast can be appreciated in the figure 6.3. Right after the analysis, the global root mean square (RMS) of the difference in temperature is below 3 K for the dayside and below 4 K for the nightside. This corresponds to the average observational error of MCS for the assimilation, with a forced minimal error of 2 K to account for local variability not represented by the model. 3 hours later, the RMS has reached a plateau above 5 K. This evolution is rapid when compared to the numbers given by Rogberg et al. (2010) of typically  $1 \text{ K}\cdot\text{sol}^{-1}$  at the same period of the year, or the evolution of RMS in Zhao et al. (2015) at  $L_s=100^\circ$  with the forecast having the same value as the Free Run after 1 or 2 sols. However, this difference can be explained by the different approaches. First, these previous works assimilated TES observations, that are limited to below 10 Pa altitude level, where density enables radiative timescale longer than in the mesosphere where half of MCS observations are. Second, Rogberg et al. (2010) just compared the forecast with an analysis and not with the observations themselves, and only at 30 Pa. Zhao et al. (2015) imposed dust opacities that vary in the ensemble, thus generating more variability with each member relaxing differently towards its equilibrium imposed by dust, whereas here the dust scenario is the same for all members of the ensemble.

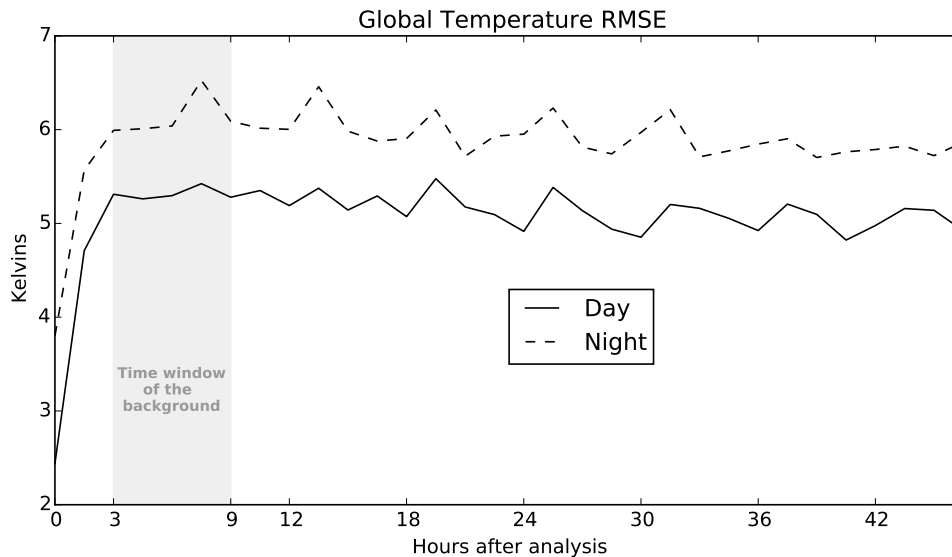


Figure 6.3: Global root mean square error of temperature for two days forecasts during the period  $L_s=300^\circ$ - $305^\circ$  of MY 29 when temperature is assimilated. The time period used for the background 3 to 9 hours after the time of the analysis is shown in grey.

The implication is that when forcing the temperature structure to the one seen by MCS, the model does not hold it and quickly evolves towards another state that is not necessarily the one of the Free Run. The help of an advanced assimilation scheme such as the LETKF with an ensemble that provides time-evolving covariances between variables is not a solution by itself. The reason why the temperature observations do not correspond to an equilibrium state of the Martian atmosphere according to our GCM is addressed in the rest of this paper. The main idea is to explore the effect of aerosols, that are fortunately observed by MCS. The fact that the dust column optical depth is guided by a prescribed scenario (Montabone et al., 2015) in this TuT case certainly does not help to stick to the analysis state.

## 6.5.2 Temperature and dust assimilation

Dust observations are assimilated along with temperature (TuT-DuD case) as detailed in section 6.4.4. The difference with the assimilation of temperature only is that the dust column optical depth is not imposed by a prescribed scenario, but is rather determined by the assimilated field of dust.

### Dust column optical depth

In figure 6.4, the dust column optical depth of TuT-DuD case shows the major dust events at  $L_s=190^\circ$ ,  $L_s=240^\circ$ - $260^\circ$ , and  $L_s=315^\circ$  in both the guiding scenario and the assimilation of dust. The standard deviation of the dust column optical depth in the ensemble corresponds to the  $1-\sigma$  value of the uncertainty of the averaged value of the ensemble. In general, this standard deviation increases with the value of the dust column optical depth. This reflects the fact that, in MCS observations, an increase of dust goes along with an increase of the error of the retrieval of dust.

Some of the differences between the reference dust scenario and the assimilation can be accounted for by this uncertainty. However, there are obvious discrepancies not easily explainable. For instance, the onset of the dust storm at  $L_s=235^\circ$  is missing in the assimilation, and the decay of dust following this event until  $L_s=310^\circ$  is biased towards greater values in the assimilation.

One reason could be that in the reference dust scenario, dust profiles are extended downwards, assuming a well-mixed layer of dust below the bottom of the limb profile (Montabone et al., 2015), whereas the assimilation considers the whole dust vertical profile of MCS, which does not extend down to the surface, and the model completes downwards through sedimentation and advection by winds. Because of this, dust can accumulate or be missing in the lower layers of the model, explaining some of the differences.

Another reason for explaining these differences could lie in the pronounced diurnal cycle of dust that the model fails to reproduce, as detailed below.

### Diurnal cycle of dust

An example of the vertical structure of dust at  $L_s=300^\circ$ - $305^\circ$  is given in figure 6.5. There are different biases between the observations and the background at nighttime and daytime. For both day and night, the background cannot reproduce the maximum of DSO of more than  $10 \text{ cm}^2.\text{kg}^{-1}$ . For the dayside, the background overestimates the values of DSO in the Southern hemisphere around 20 Pa. The differences in dust DSO between the observations and the background are similar to the increments of dust mass mixing ratio added to the background to produce the analysis.

The only exception is the strong bias of missing DSO above 1 Pa in the day, that is associated with a strong instrumental error. The structure of the analysis increments means that the assimilation of dust behaves as expected and is self-consistent for one assimilation cycle. The bias between the background and the observations is explained by the behavior of dust in the model. Dust fails to be moved in the forecast from the locations observed by MCS during the day to the ones observed during the night. Indeed, after each analysis step, the model tends to spread dust horizontally and vertically rather than moving it to the specific locations where dust is observed. This can be easily seen by comparing in figure 6.5 the day background dust and the

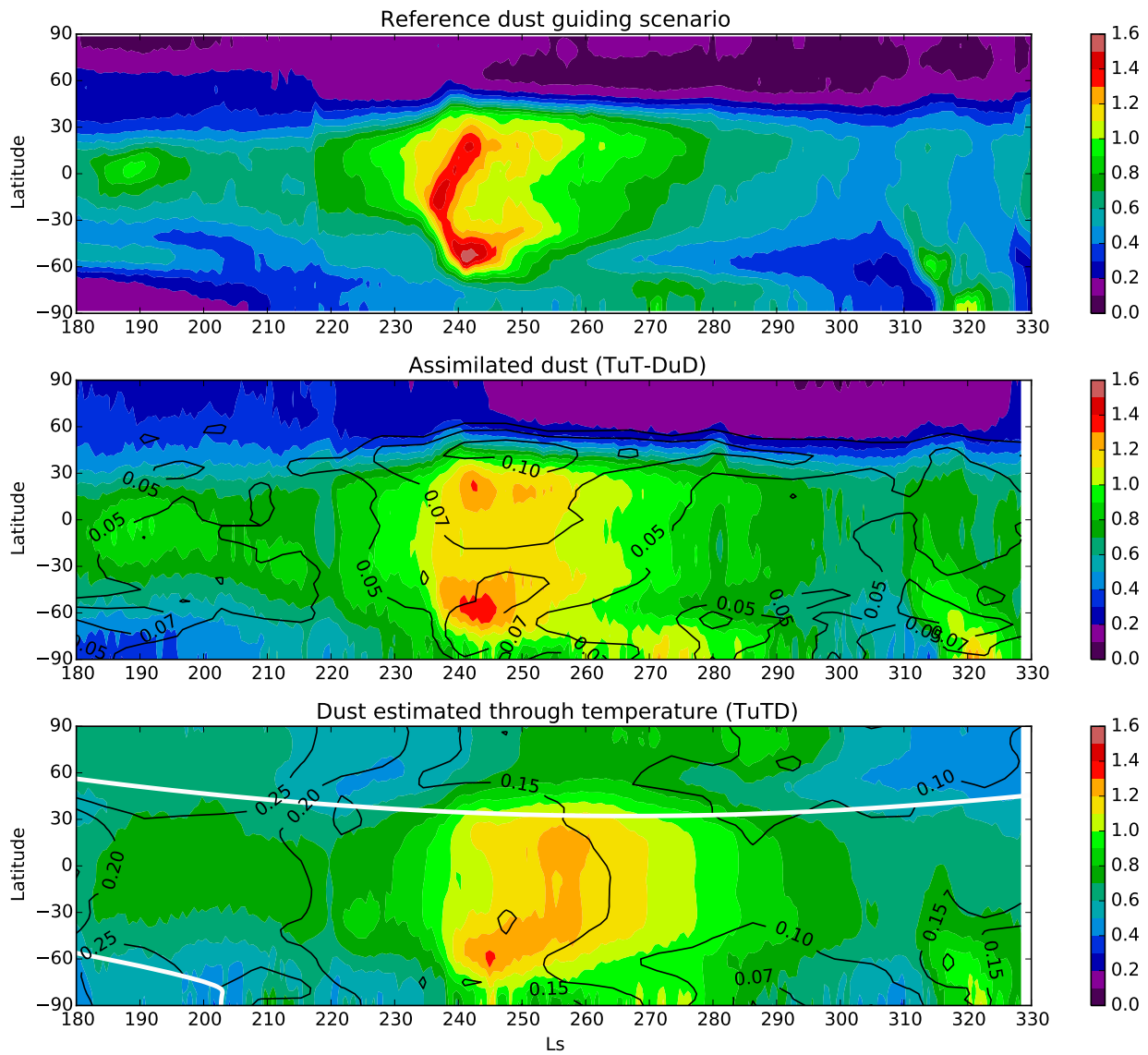


Figure 6.4: Zonal average of the extinction dust column optical depth at 610 nm normalized at 610 Pa for MY 29 in the guiding scenario, and in the TuT-DuD and TuTD cases (colored), and corresponding standard-deviation of the ensemble (solid contours). The white line shows the limit of the daily-averaged insolation of 100 W.m<sup>2</sup> that serves as a criterion to modify dust in the analysis.

night analyzed dust on one hand, and the night background dust and the day analyzed dust on the other hand.

This behavior is symptomatic of our lack of understanding of the day-night variations of dust as seen by MCS. There is no physical process in the GCM that can fully account for such variations, as previously noticed by Heavens et al. (2014). Scavenging of dust by water ice clouds is included in the model but cannot explain these variations, even when a detached layer of dust is introduced in the model. Vertical transport in the model, either by sedimentation or winds due to tides cannot move up and down enough dust on a diurnal cycle.

Therefore, the assimilation tends to average out day and night distributions of dust because of this discrepancy between the model capabilities and the observations. Except for the vertical distribution of dust, the resulting atmospheric state of the TuT-DuD case is not improved when compared to TuT.

### 6.5.3 Temperature assimilation with dust estimation

In the TuTD case, temperature observations are assimilated to update both the temperature and the dust fields, as explained in section 6.4.4 and Navarro et al. (2014a). As for the TuT-DuD case in section 6.5.2, the addition and the removal of dust occur in the atmosphere during the analysis step, except that MCS temperature observations are used for that purpose, instead of the dust observations. Therefore, there is neither lifted dust nor guidance by a scenario, similarly to the TuT-DuD case. The objective is to optimize the assimilation of temperature by setting the dust distribution to the values that would actually create the observed temperature. One expected advantage of the TuTD case over the TuT-DuD one is to get rid of possible dust retrievals errors in the observations, particularly concerning the lack of observations of dust at locations where strong ice opacities are observed. We also hope to palliate the effects of the model bias of dust on temperature, by using a self-consistent system for dust instead of trying to assimilate dust structures in conflict with the abilities of the model physics.

#### Dust column optical depth

The dust column optical depth obtained in this case is compared to the reference guiding scenario and the TuT-DuD case in figure 6.4. The major dust events at  $L_s=240^\circ$  and  $L_s=315^\circ$  are present but somewhat differ from the two other cases.

The ensemble standard deviation of the TuTD case is larger than the one of the TuT-DuD case. This standard deviation reveals not only the retrieval error of temperature, but also and above all the uncertainty in the relation between dust and temperature in the model. The local relation between dust opacity and heating rates is not ambiguous at sunlit latitudes, but the correlation between a given temperature field and its dust field is not as strong, whether locally or globally, because of the many other possible contributions to temperature changes. In the Northern polar region, the optical depth is greater because it is not removed by the assimilation.

The dust event around  $L_s=240^\circ$  is analyzed in more details in order to understand the behavior of the TuTD case. The TuTD assimilation captures well this dust event in the Southern hemisphere, but not in the Northern hemisphere. The dust update in the analysis is limited to a latitude range of  $90^\circ\text{S}-40^\circ\text{N}$  at  $L_s=240^\circ$ , determined by the daily-average solar insolation of  $100 \text{ W}\cdot\text{m}^{-2}$ . This should allow to capture any thermal

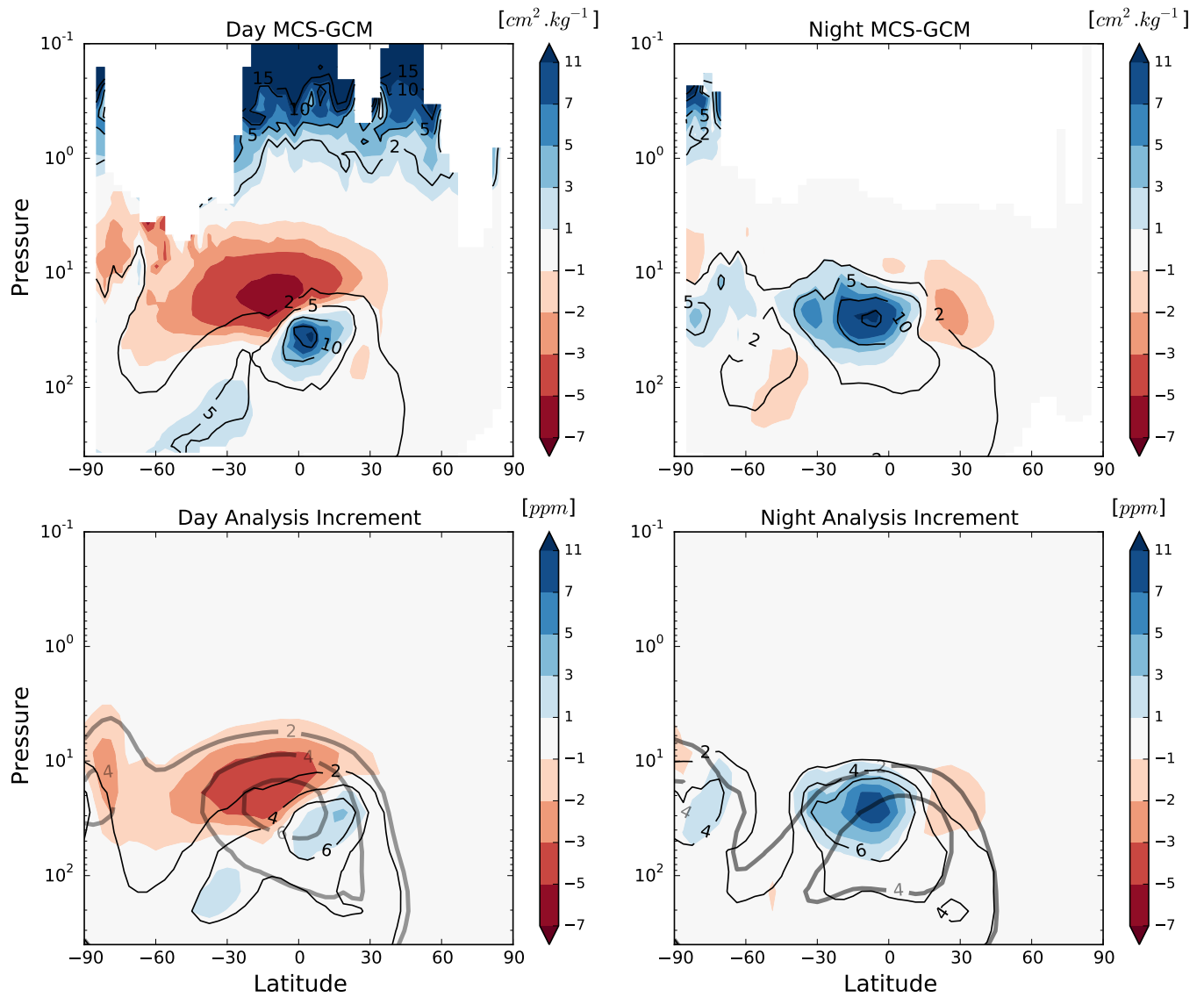


Figure 6.5: Zonal averaged assimilation of day (right) and night (left) dust for the period  $L_s=300^\circ-305^\circ$  of MY 29. Top: MCS observations of density scaled opacity of dust are shown in contours ( $\text{cm}^2 \cdot \text{kg}^{-1}$ ), with its difference with background state in colors. Red (blue) indicates that there is more (less) dust in the model than in MCS. Bottom: Analysis and background states of dust mass mixing ratio are shown in thin black contours and thick grey contours respectively (ppm), with the increment from the background to the analysis in colors. Red (blue) indicates that there is more (less) dust in the background than in the analysis.



signature of this dust event, thus suggesting the impact on temperature is not strong enough to well reproduce the dust quantity.

### Temperature and dust for $L_s=230^\circ$ - $260^\circ$

Figure 6.6 compares temperature and dust in both hemispheres for the TuT-DuD and the TuTD cases during the dust event, from  $L_s=230^\circ$  to  $L_s=260^\circ$ . This example has the advantage of showing a clear influence of dust on the atmospheric temperature, for which the behavior of the assimilation cases can be pointed out.

In the Southern hemisphere, day and night background temperatures match observations well, with a warming of the atmosphere starting at  $L_s=235^\circ$ , followed by a slower decrease after  $L_s=240^\circ$ . This can be understood when looking at the corresponding dust, that follows the same pattern, causing temperature change through absorption in the solar band. The difference between day and night dust in MCS observations is striking and the TuT-DuD case fails to recreate the amplitude of this diurnal variation, as explained in section 6.5.2. At the peak of dust at  $L_s=238^\circ$ , TuT-DuD day dust amount is smaller than in the observations, as the assimilation setup tries to reconcile day and night quantities. Even so, the TuT-DuD case overestimates the peak of daytime temperature by 5 K, unlike the TuTD case. The TuTD case is in better agreement with MCS temperature, which is made possible by an increase of dust that happens to follow the MCS night dust values before  $L_s=245^\circ$ , and MCS day dust after  $L_s=245^\circ$ .

In the Northern hemisphere, a weaker peak of dust is observed by MCS, and well reproduced by the TuT-DuD case. There is a very slight increase of dust in the TuTD case at the same time, with values of typically half the observation ones. The global trend over this period is an increase of the TuTD dust, advected from the Southern hemisphere. Even if there is a noticeable difference of dust with MCS, the TuTD captures well the temperature increase of about 10 K. This temperature change is most likely caused by a teleconnection from the Southern hemisphere where the dust storm activity is more intense. The TuTD case shows that the amount of observed dust is not needed to match temperature. The TuT-DuD case has both day and night temperatures 5 K warmer than observations, despite having the same amount of dust than MCS observations. This explains the relative missing dust observed in the Northern hemisphere in figure 6.4.

From this example, two lessons can be drawn. First, the model cannot reproduce well the daytime temperature when daytime dust is assimilated. Second, the thermal signature of dust is global, especially for strong events such as this one, and therefore might be a limitation to the TuTD case capability to retrieve the actual dust field, even if the background temperature is improved when compared to the TuT and the TuT-DuD cases.

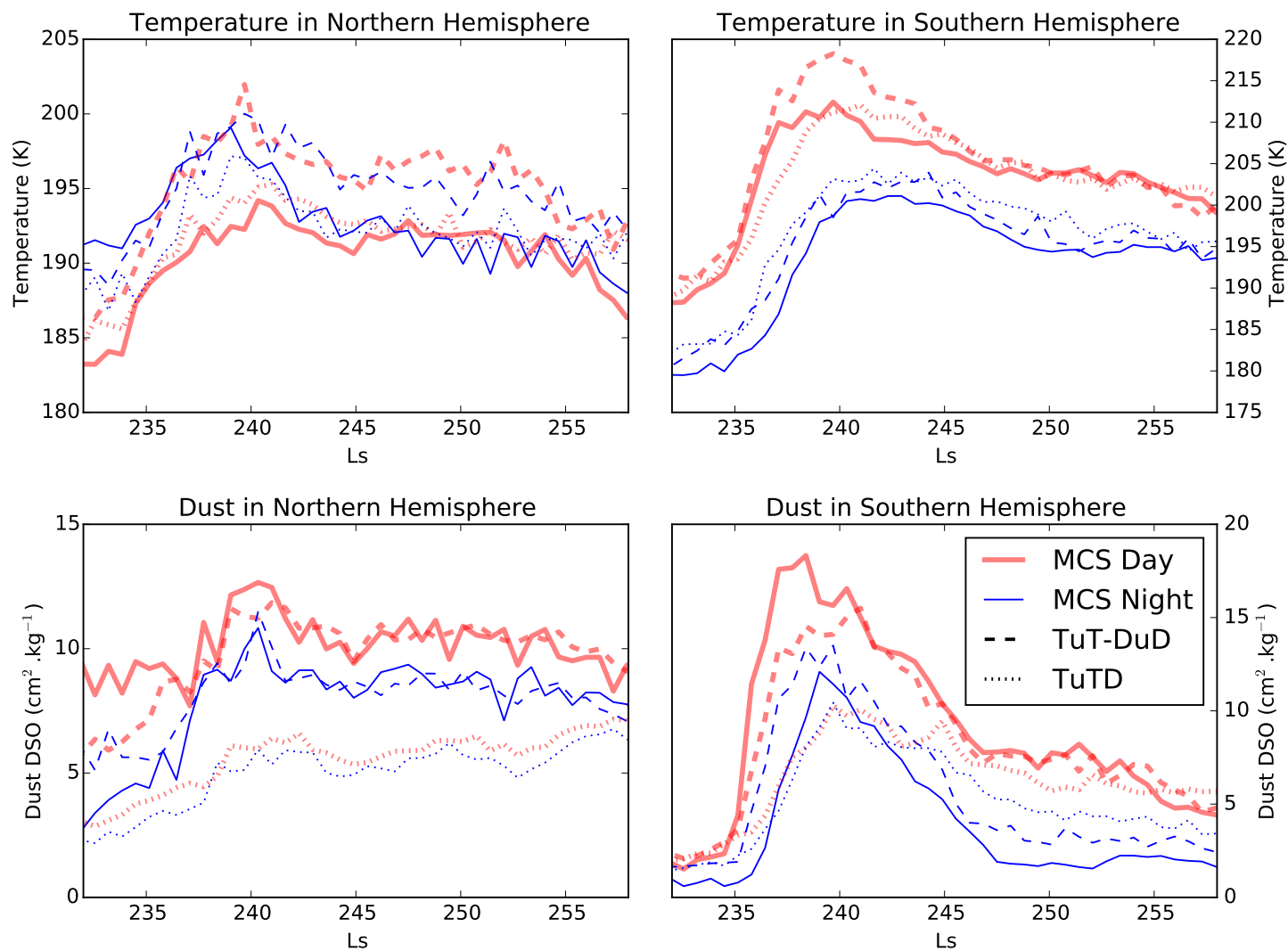


Figure 6.6: Zonal averages of temperature (top) and density scaled opacity of dust (bottom) at altitudes 30 Pa to 20 Pa and at latitudes 15N-30N (left) and 40S-60S (right). MCS observations are shown in solid line, the background of the case TuT-DuD dashed, and the background of the case TuTD dotted, on dayside (thick red) and nightside (thin blue).

### 6.5.4 Temperature and ice assimilation with dust estimation

The assimilation of atmospheric water ice is illustrated in figure 6.7 at  $L_s=300^\circ-305^\circ$ . The density scaled opacity of ice differs strongly between the background and observations, on both day and night sides. The increments of ice from the background to the analysis are similar to this difference, meaning that the analysis is successfully made closer to the observations than the background. The exceptions are at the poles, where we decided not to assimilate ice observations, as said in section 6.4.5), and at the top of the profiles, where the instrumental error is high enough so that ice observations have little influence on the analysis. As described in section 6.4.5, water vapor is also modified in the analysis, depending on the water vapor and temperature increments. Figure 6.7 shows that the increments of water ice are similar to the opposite of the increments of water vapor. To first order, the loss and gains of water ice mass in the atmosphere are balanced by the ones of water vapor. However, some differences remain between the increments of water ice and the decrements of water vapor, because of the temperature differences between background and analysis. For instance, the model tends to form less water ice than in observation between latitudes  $30^\circ$  and  $60^\circ$  at altitude 3 Pa for both day and night. Therefore, the water ice is decreased in the analysis, and the water vapor is increased. The temperature is also decreased, so the need for water vapor increase is not as strong as the decrease of water ice, because the ice will form at the first steps of the forecast in the locally colder atmosphere. This illustrates the scheme described in section 6.4.5, averaged over time and longitude.

The assimilation of ice shows how Martian assimilation is dominated by model bias, similarly to the assimilation of dust. The problem here is even more complex than for dust. Water ice clouds are formed by water vapor condensing on dust particles when temperature decreases and disappear when temperature increases. So, the model bias is controlled by the transport of dust and vapor, the temperature field, and parametrized microphysics that essentially computes the ice particle sizes given local conditions. These model imperfections, especially concerning the temperature and transport, are the main reason why the assimilation of ice fails, with ice being constantly pulled back and forth between day night values.

### 6.5.5 Daytime temperature bias at altitude below the 100 Pa level

In all assimilation configurations a temperature difference between the background and the observations remains below the 100 Pa level, as shown in figure 6.8. During nighttime, the background is generally 6 K warmer than the observations, possibly due to the radiative effects of water ice clouds that are not intense enough in the model, and at too low altitude to be observed by MCS. This could explain why the warm bias, up to 10 K, is larger over high topography. The temperature difference during daytime is much stronger, with the background colder than MCS by up to 20 K, and correlated with topography.

During daytime, at the edge of the seasonal polar cap, the background is colder than MCS, but this is related to the position of the edge of the polar cap. The surface temperature gradient is strong at the edges of the water ice and carbon dioxide seasonal caps. Thus a slight phase difference in their retreat or advance yields a strong temperature difference. Moreover, the version 4.3 of MCS retrievals that are employed here does not take into account temperature gradients along the orbit, which have been

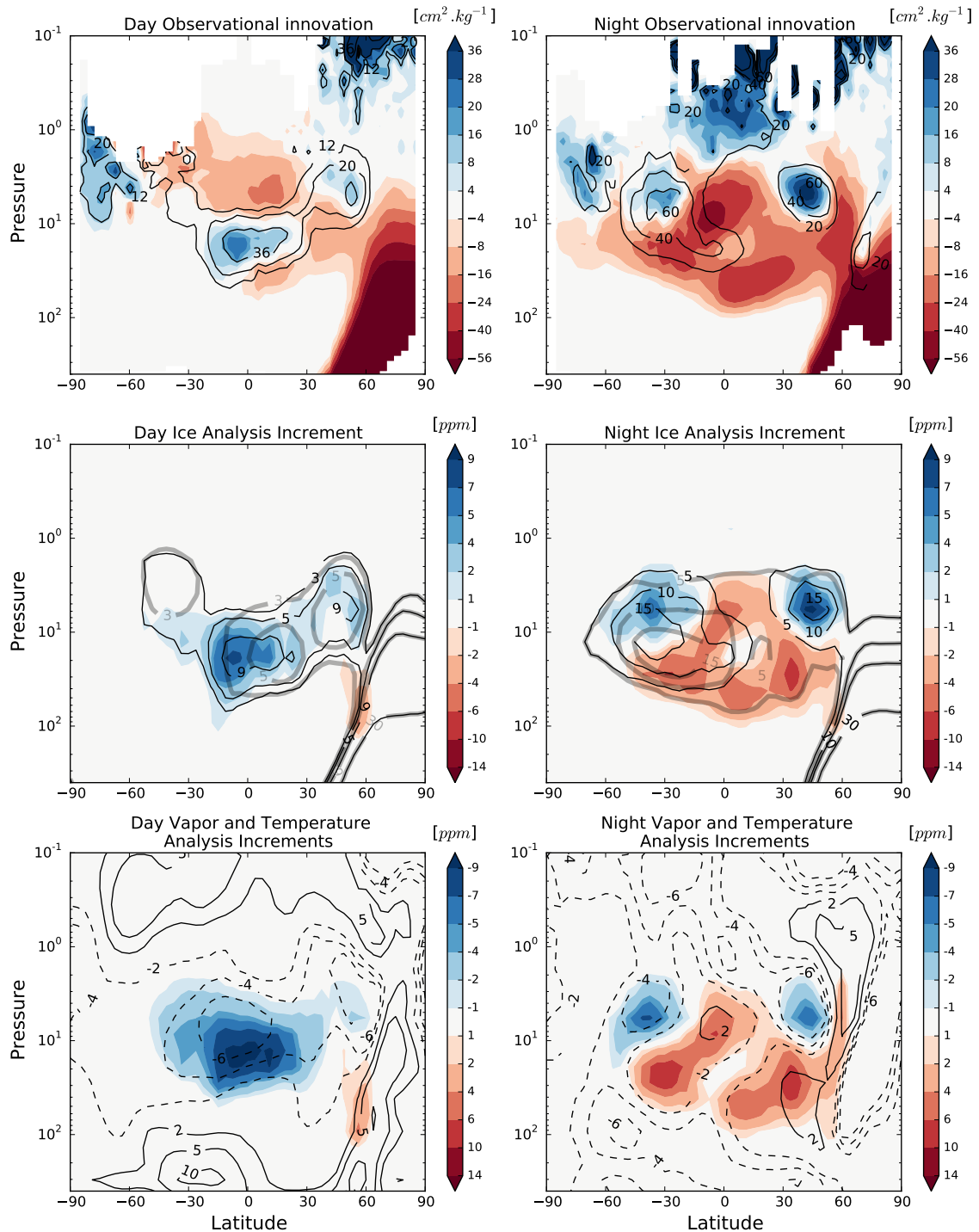


Figure 6.7: Zonal averaged assimilation of day (left) and night (right) water ice for the period  $L_s=300^\circ-305^\circ$  of MY 29. Top: MCS observations of density scaled opacity of ice are shown in contours ( $\text{cm}^2.\text{kg}^{-1}$ ), with its difference with background state in colors. Red (blue) indicates that there is more (less) ice in the model than in MCS. Middle: Analysis and background states of water ice mass mixing ratio are shown in thin black contours and thick grey contours respectively (ppm), with the increment from the background to the analysis in colors. Red (blue) indicates that there is more (less) dust in the background than in the analysis. Bottom: Analysis increment of water vapor mass mixing ratio in colors and temperature in contours. Note the color scale is inverted in comparison with the ice analysis increments.

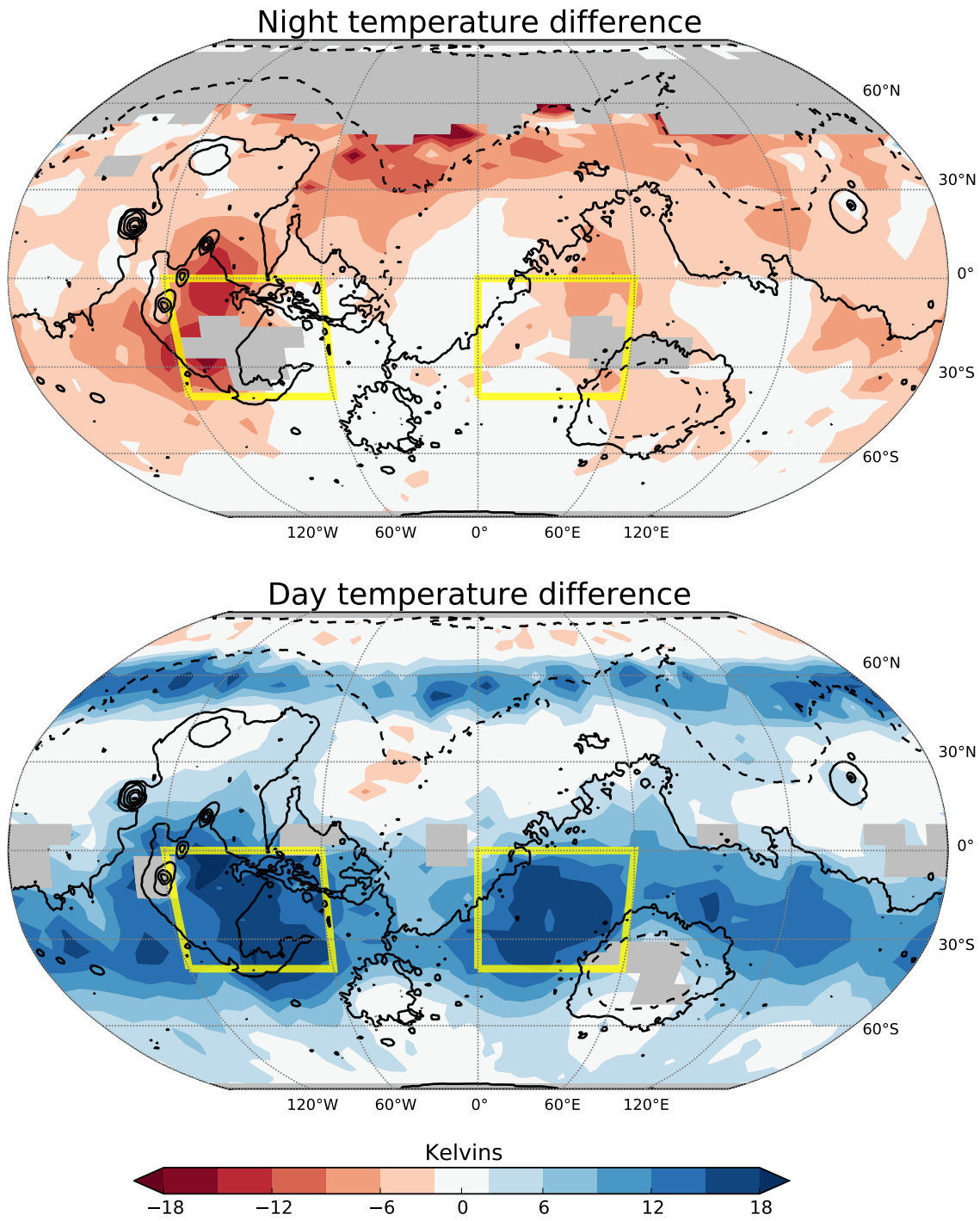


Figure 6.8: Map of difference in nighttime (top) and daytime (bottom) temperature between MCS and the background of the “TuTD” case, for vertical level  $\sigma=0.4$ , from  $L_s=290^\circ$  to  $L_s=310^\circ$ . Red (blue) indicates that the model is warmer (colder) than the observations. The yellow boxes indicate the Syria Planum and Terra Sabaea regions detailed in figure 6.9.

shown to produce a strong bias, especially close to the edge of the polar caps (personal communication). A future release is expected to take into account these temperature gradients, correcting this potential bias.

At the tropics the temperature difference is more puzzling, with a strong correlation with topography. This difference is a model bias with MCS observations, that is observed for all assimilation setups (see also figures 6.1, 6.10, and 6.11), up to the 100 Pa level.

Given how easily aerosols can impact the atmospheric temperature in the background, we investigate how to correct this daytime temperature bias with aerosols. This daytime tropical bias is unlikely to be corrected by water ice clouds because the model does not form clouds at the location of this bias, and the needed warming of more than 10 K will not tend to produce water ice clouds. Thus, we explore the possibility of the presence of an unaccounted dust distribution confined in the boundary layer and correlated with topography. The approach here is not to find a physical phenomenon that could explain this presence, but rather see if and how dust could correct this bias. The origin of this dust could be topographic winds (Rafkin et al., 2002), convection by adiabatic warming of dust (Spiga et al., 2013), or any currently unknown or underestimated process related to lifting and injection of dust in the atmosphere.

This is done by updating dust in the analysis using the mismatch between temperature observations and background, the same way the TuTD case does. The difference with TuTD is that dust is now also updated below 100 Pa, where this bias occurs. Results show that this setup produces a constant source of dust below 100 Pa, that is quickly removed from the lower atmospheric layers and transported higher because of the global overturning circulation. This leads to an unrealistic high value of dust column optical depth. In order to prevent this effect, we imposed that the dust updated below the 100 Pa altitude level corresponds to a special population of dust that is not vertically advected by large scale model winds. This special population is still horizontally advected by model winds, sedimented, and vertically transported by parametrized convection. By doing this, the major contribution of dust transport below 100 Pa is turned off. The assumption behind this special population of dust is that it stays confined because of physical process not represented by the model, for instance a subgrid scale phenomenon such as deep convection, or a very efficient scavenging by subgrid water ice clouds. The dust updated above the 100 Pa altitude level behaves normally, with vertical advection turned on.

This particular setup, named TuTD\*, is able to reduce the bias, but not eliminate it. An example for the Syria Planum and Terra Sabaea regions is given in figure 6.9. The background of the TuTD\* case has daytime temperature around 5 K colder than the observations, compared to 15 K for the TuTD case. However, the resulting special dust population of the TuTD\* case has a high mass mixing ratio, up to 25 ppm, giving a high visible column optical depth, up to 1.6. The optical depths due to the classic dust of TuTD and TuTD\* cases are very similar, with a peak at  $L_s=260^\circ$ . The additional optical depth of the special TuTD\* dust is up to 2.5 times the one of the classic dust. During the dust storm, the temperature bias is reduced in the TuTD cases, and in the other cases without special dust population, (as can also be seen from figure 6.12), and so less special dust is needed to correct the temperature bias. The reduction of the daytime temperature bias during the dust storm is not apparent in these two regions, but the fact that less special dust is needed is clearly visible.

The special dust confined below the 100 Pa altitude, creates an additional optical

depth of 1.5. Therefore, the reality of this special dust is very doubtful, as such an effect would have been seen by various instruments. The need to deactivate the vertical advection for special dust is also a strong constraint and claim. These elements suggest this daytime bias is not caused by dust, but illustrate well the versatility of the TuD technique to modify daytime temperature, whether or not is it supported by physical justifications.

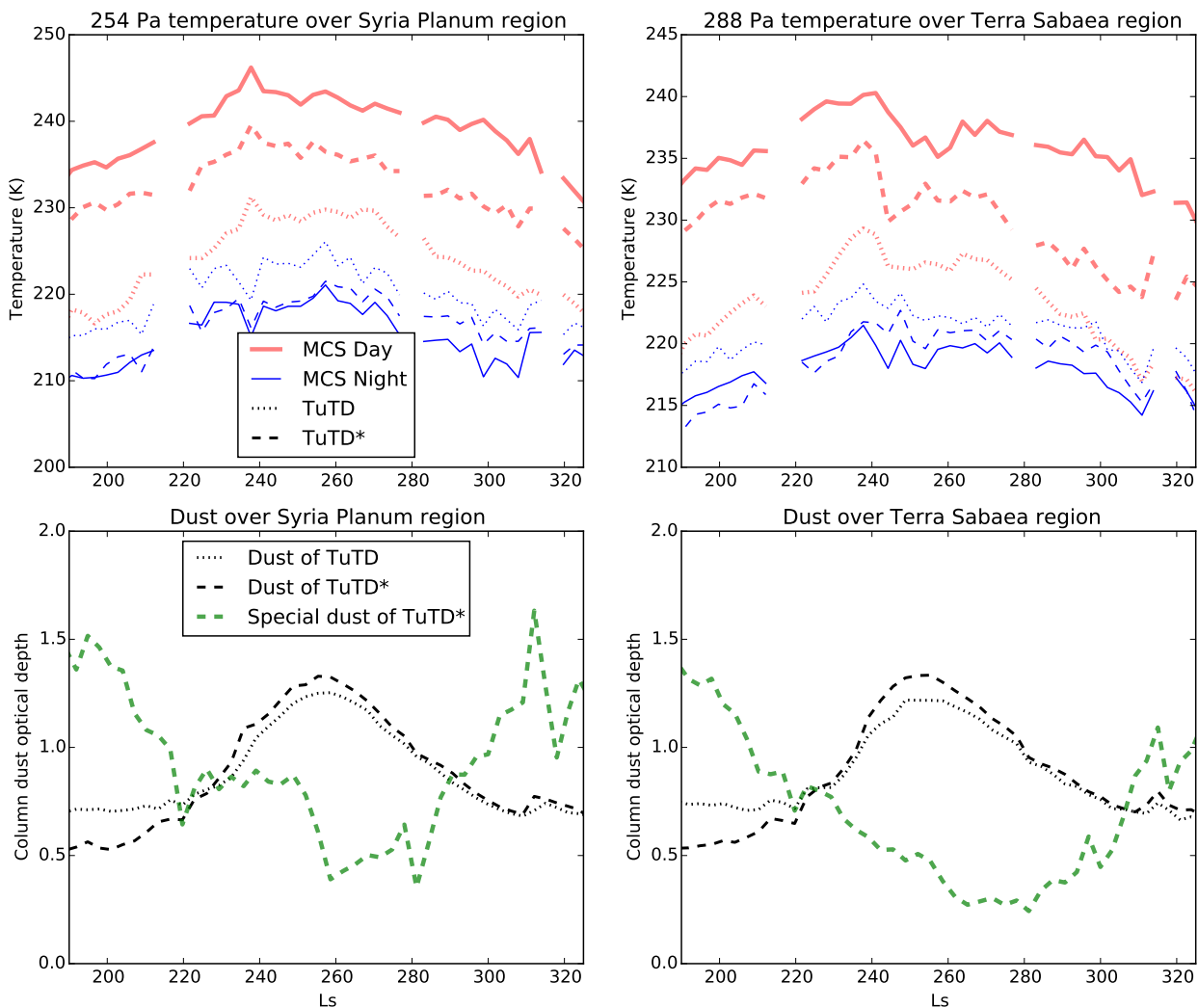


Figure 6.9: Average of temperature (top) and dust column optical depth (bottom) for Syria Planum region ( $40^{\circ}\text{S}-0^{\circ}$ ;  $120^{\circ}\text{W}-60^{\circ}\text{W}$ ) at pressure level 254 Pa (left) and Terra Sabaea region ( $40^{\circ}\text{S}-0^{\circ}$ ;  $0^{\circ}\text{W}-60^{\circ}\text{W}$ ) at pressure level 288 Pa (right). MCS observations are shown in solid line, the background of the case 'TuTD\*' dashed, and the background of the case 'TuTD' dotted, on dayside (thick red) and nightside (thin blue). The special dust population that is not vertically transported in TuTD\* is shown in thick green.

### 6.5.6 General intercomparison between all assimilation cases

A global comparison of the different cases (FreeRun, TuT, TuT-DuD, TuTD, and TuTD-IuI) is given here for the second half of MY 29.

#### Temperature and thermal tides

Figure 6.10 shows zonal averages of temperature on the dayside ( $T_{15}$ ) and nightside ( $T_3$ ) and their difference  $T_{diff} = \frac{1}{2}(T_{15} - T_3)$  for  $L_S=200^\circ$ - $212^\circ$ . This difference is an important diagnostic quantity for the analysis of observations of the Martian atmosphere (Lee et al., 2009; Guzewich et al., 2012), which includes sun-synchronous tides and diurnal Kelvin waves. The most prominent sun-synchronous tides are the diurnal and semi-diurnal ones (Wilson and Hamilton, 1996; Kleinböhl et al., 2013), which are wave responses of the atmosphere to the diurnal cycle. The example of figure 6.10 shows the quadrupole structure of  $T_{diff}$ , roughly centered between latitudes  $30^\circ$ S and  $30^\circ$ N. It corresponds to the main response of the Hough mode of the diurnal tide, trapped between latitudes  $22^\circ$ S and  $22^\circ$ N and a theoretical vertical wavelength of 30 km (Zurek, 1976; Lee et al., 2009). The Free Run reproduces well this pattern and its amplitude, but a detailed difference of day and night temperatures shows that the differences exceed 15 K, because the vertical phasing of the Free Run is a bit off and its amplitude overestimates the observations of  $T_{diff}$ .

The assimilation of temperature (case TuT) improves the difference with day and night MCS temperature, but not  $T_{diff}$ . The  $T_{diff}$  field corresponds here to the background of the assimilation, and it is not a transient and fast-evolving state from the analysis, but rather an established state after 3 hours (see figure 6.3) that slowly evolves back towards the Free Run state over a few sols. The amplitude is twice smaller, which is worse than for the Free Run. Nevertheless, the altitude of the second oscillation maximum in the tropics is improved, being roughly at 1 Pa in the observations and TuT and 0.3 Pa in the Free Run. The change of the vertical structure of the diurnal tide explains why the background of the TuT case at 3 Pa is worse than for the Free Run, as noted in section 6.5.1. Figure 6.2 shows that the zonal structure of background temperature is changed when temperature is assimilated. The analysis increments have values comparable to the zonal anomaly, but fail to efficiently modify the wave activity for the rest of the forecast. These considerations are the same for the other assimilation cases. The dayside temperature is well improved in the TuTD case, which proves the efficiency of correcting temperature bias with an aerosol. On the nightside, the lower atmosphere is not really improved if compared to the Free Run.



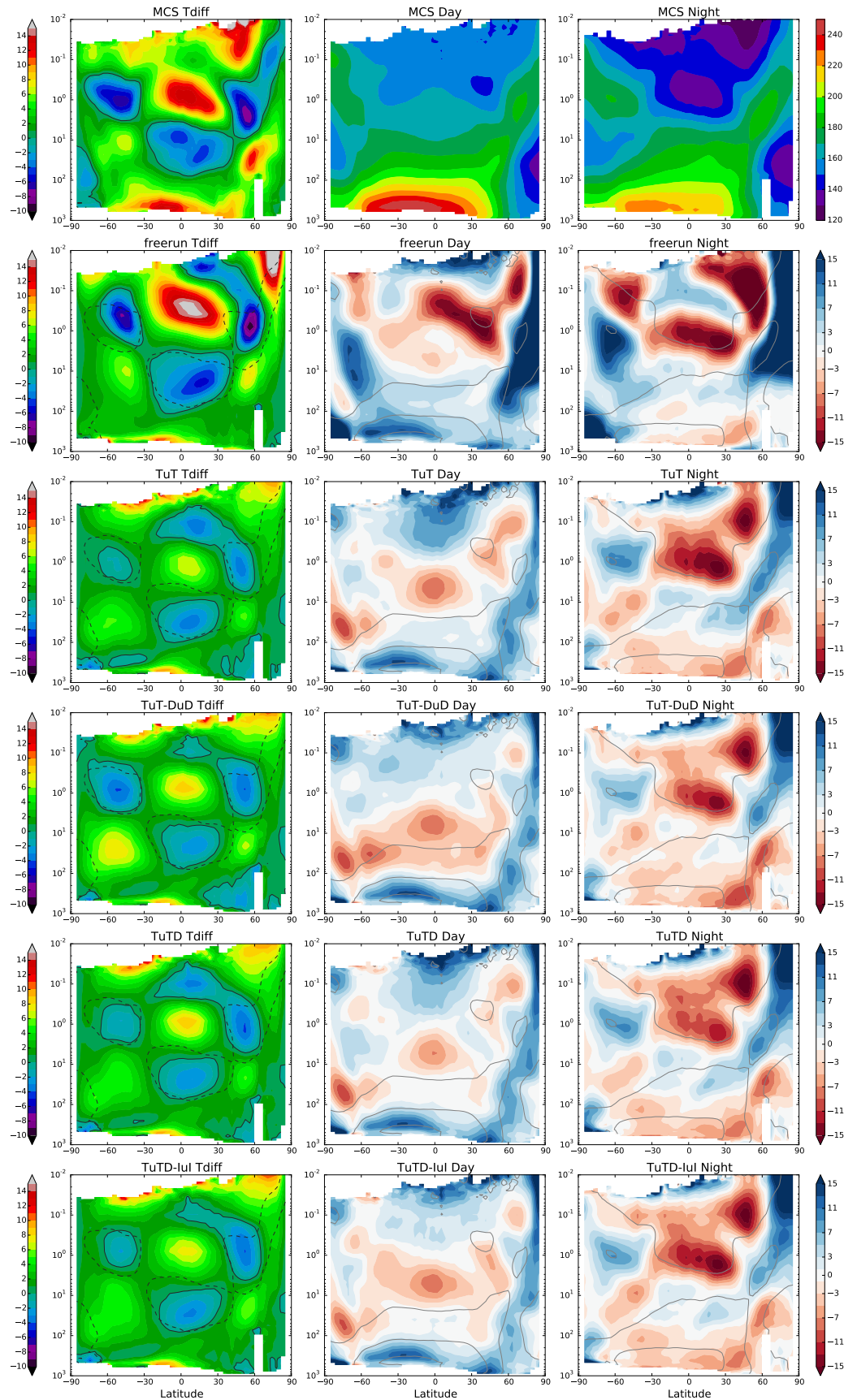


Figure 6.10: Zonal averages of  $T_{diff}$  (left), day temperature (middle), and night temperature (right) for the period  $L_s=200^\circ-210^\circ$ , for MCS (top), Free Run (second line), and backgrounds of cases TuT, TuT-DuD, TuTD, TuTD-IuI. Temperature difference is MCS minus the background, with red (blue) indicating that the model is warmer (colder) than MCS.

### Seasonal evolutions of temperature, dust, and ice

We show the evolution of the average of the  $T_{diff}$  main mode in the tropical band 20°S-20°N over the time period  $L_s=180^\circ$  to  $L_s=330^\circ$  in figures 6.11, 6.12, and 6.13. In figure 6.11, the most striking feature is the dust event at  $L_s=240^\circ$ , which corresponds to a global increase of day and night temperature and a change in the  $T_{diff}$  structure.  $T_{diff}$  becomes positive between 30 and 10 Pa from  $L_s=240^\circ$  to  $L_s=278^\circ$ , because dust warms the atmosphere during the day, which in turn modifies the whole structure of the temperature field structure higher up. Daytime temperature decreases between 10 and 3 Pa as a dynamical response, while nighttime temperature are increased. The Free Run and the assimilation cases fail to reproduce this  $T_{diff}$  pattern. The best case for capturing the dayside warming during the dust event is TuTD, but the dayside cooling between 10 and 3 Pa does not appear in the background of any assimilation case.

The link between the seasonal evolution of temperature and dust can be appreciated by comparing figures 6.11 and 6.12: the dust event drastically changes the  $T_{diff}$  field. Figure 6.12 shows how day and night MCS observations differ, especially before the dust event. Freerun and the TuT case cannot reproduce the dust field. The TuT-DuD case have the dust values the closest to observations, but it does not reproduce the diurnal variations of dust, as mentioned in section 6.5.2. The TuTD and TuTD-IuI cases are similar, and capture well the major dust event at  $L_s=240^\circ$ , but with values twice smaller than observations. Nevertheless, this dust quantity is enough to reduce the difference between background and observations than in the TuT-DuD case.

By comparing figures 6.11 and 6.13, it can be seen that the water ice clouds seen by MCS are correlated to temperature, and therefore also affected by the dust variations. The relation between ice and dust in MCS observations is clear: ice tends to lie above the dust and follow its diurnal variations. It is unclear however what physical mechanism is at stake here. The assimilation is anyway helpless to understand, or at least reproduce, these observations. It could be a simple forcing of the ice by temperature, but also scavenging of dust by water ice or vertical transport of ice and vapor that follows the vertical diurnal transport of dust could play a role. If temperature only is assimilated, the atmospheric ice is substantially changed compared to the Free Run, because of temperature changes. TuTD and TuT-DuD cases have a better match with observations. The assimilation of ice in TuTD-IuI cannot reproduce the MCS observations because of the model bias, as detailed in section 6.5.4. The background of ice has a negative impact on the performance of the background temperature, especially during the night. The reason is that the model water ice clouds have a wider vertical range than MCS observations, and injecting water at the analysis step is just producing more intense water ice clouds, but not as confined as in the observations.

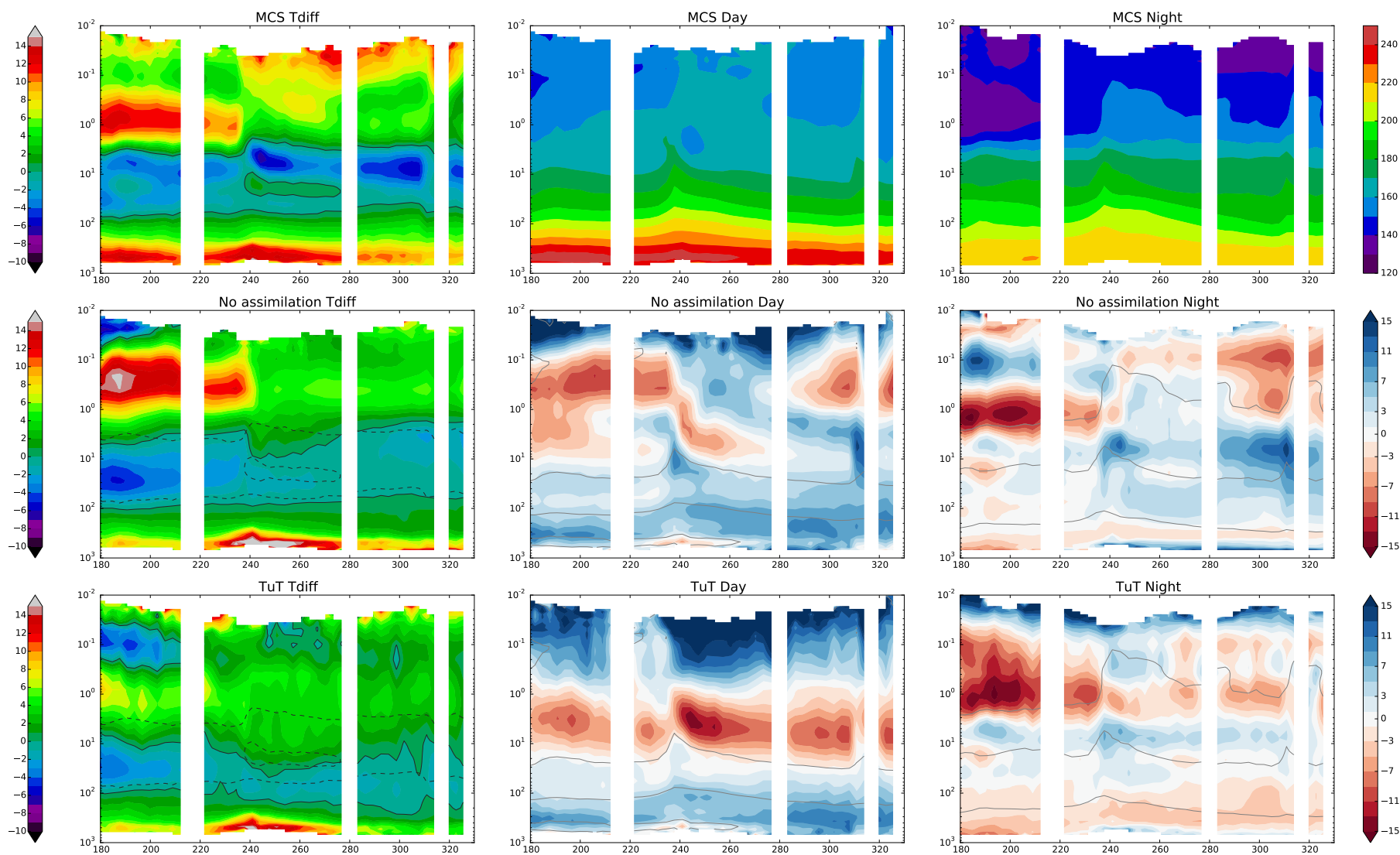


Figure 6.11: Same as figure 6.10, but as function of Ls for latitude band 20°S-20°N.

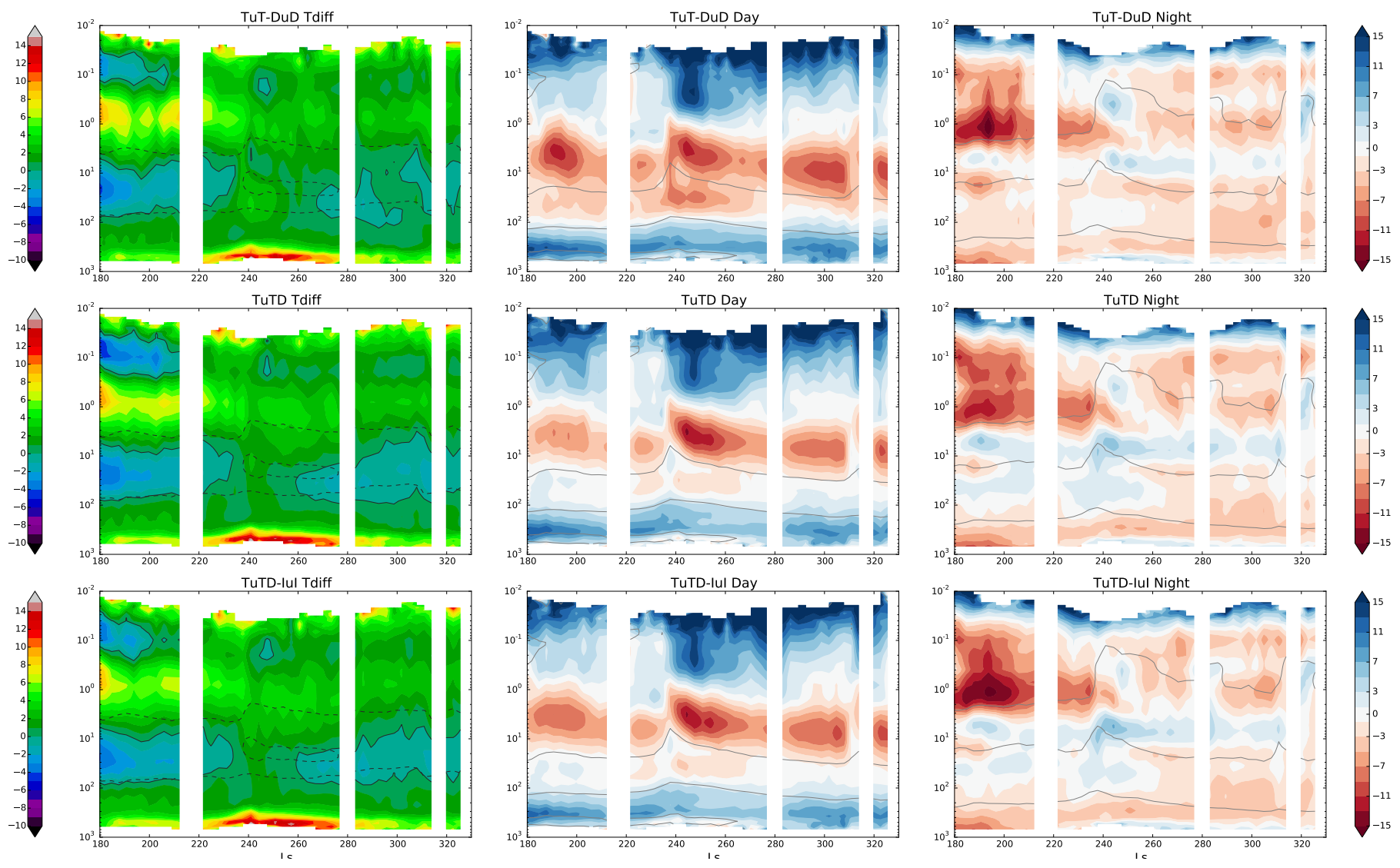


Figure 6.11, continued.

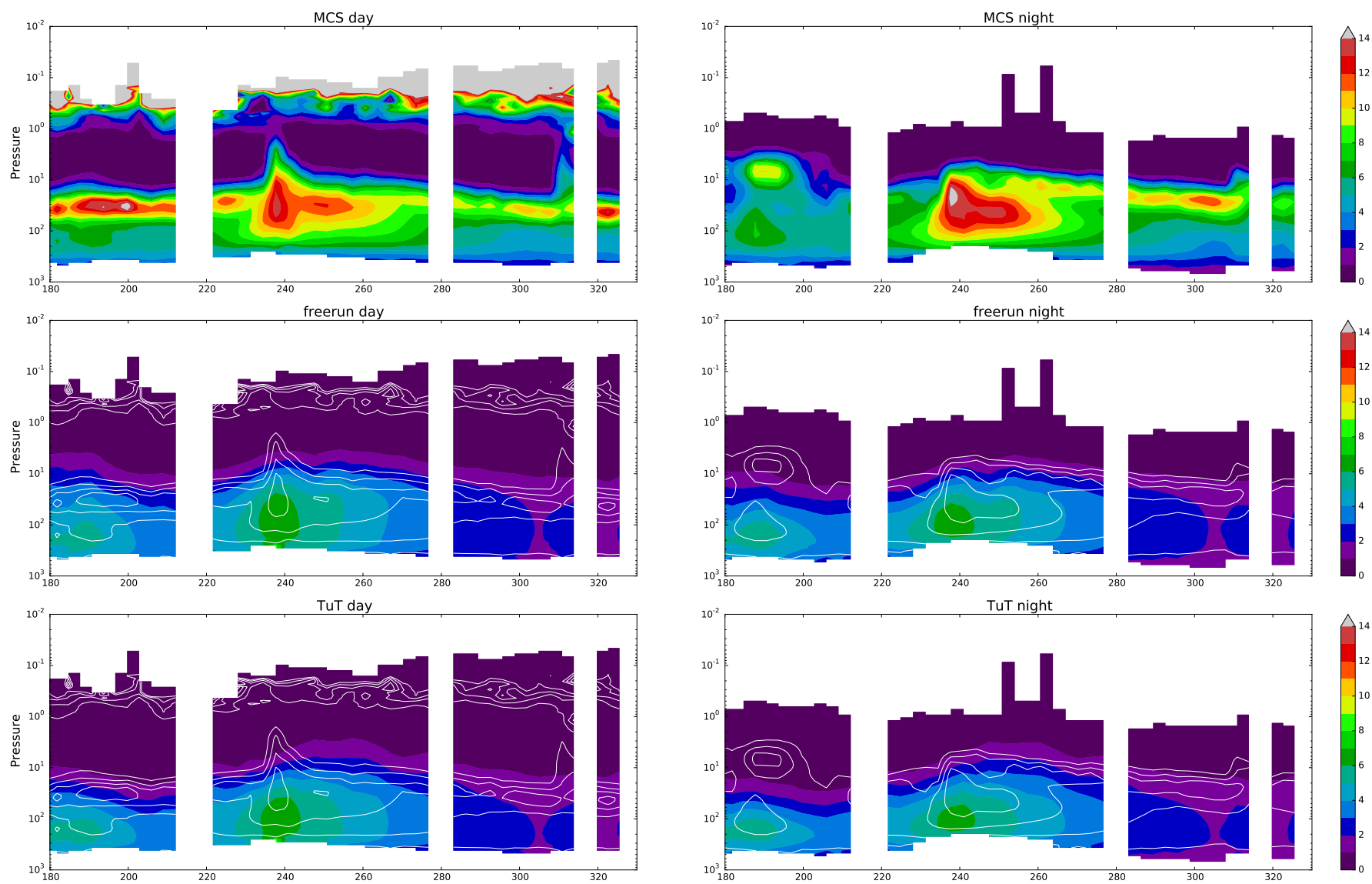


Figure 6.12: Same as figure 6.11, but for density scaled opacity of dust ( $\text{cm}^2 \cdot \text{kg}^{-1}$ ).

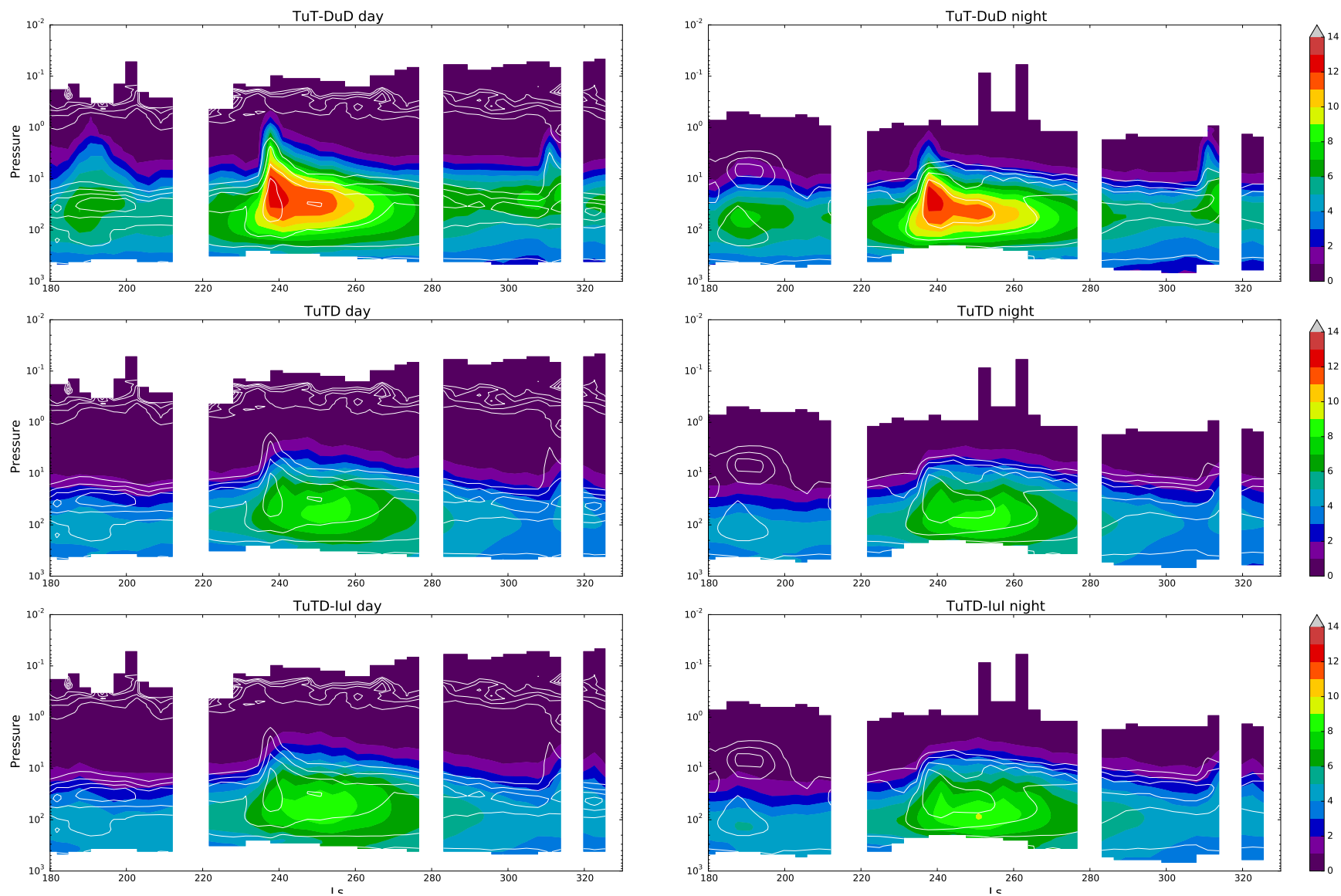


Figure 6.12, continued.



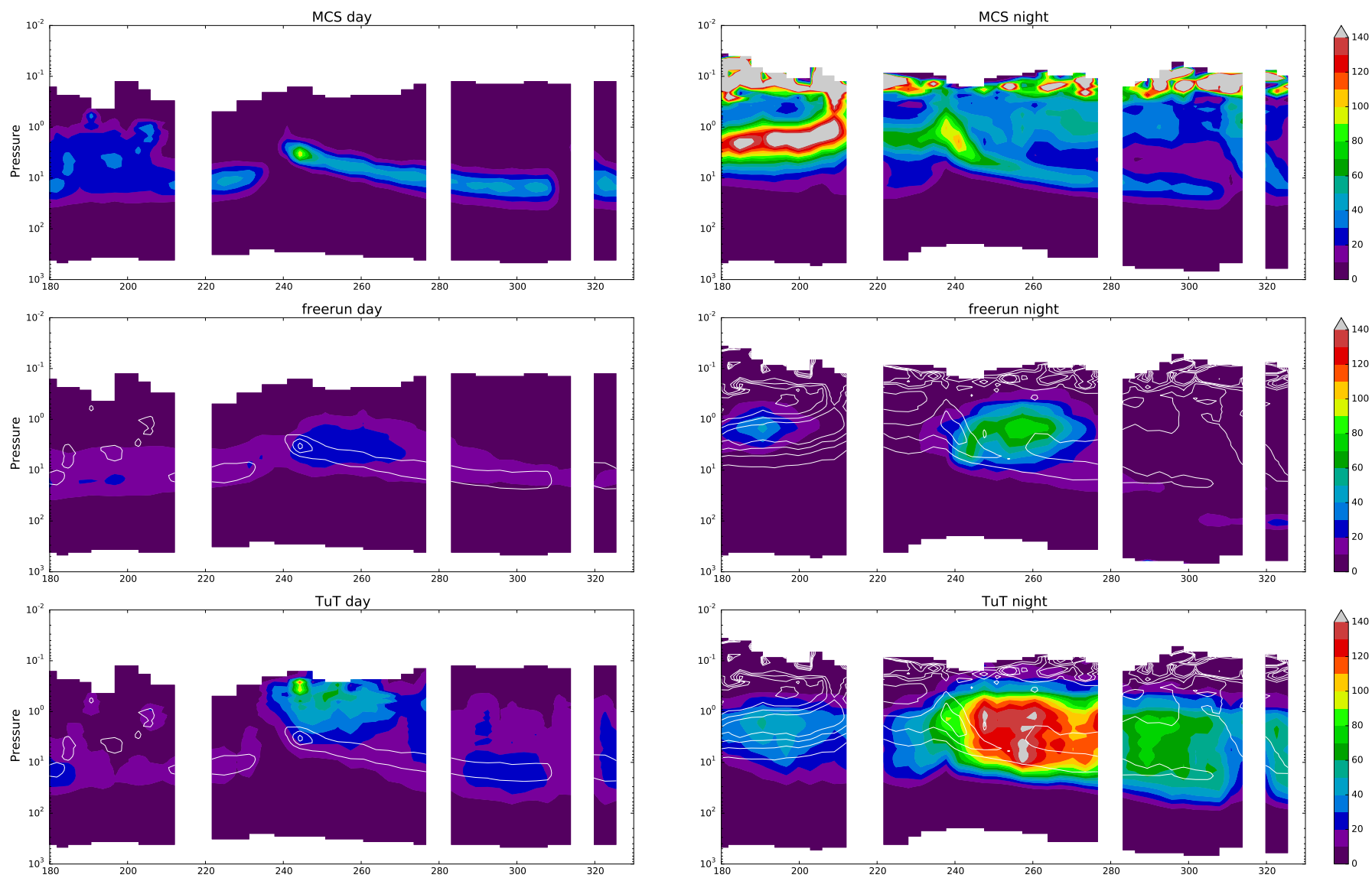


Figure 6.13: Same as figure 6.11, but for density scaled opacity of ice ( $\text{cm}^2 \cdot \text{kg}^{-1}$ ).

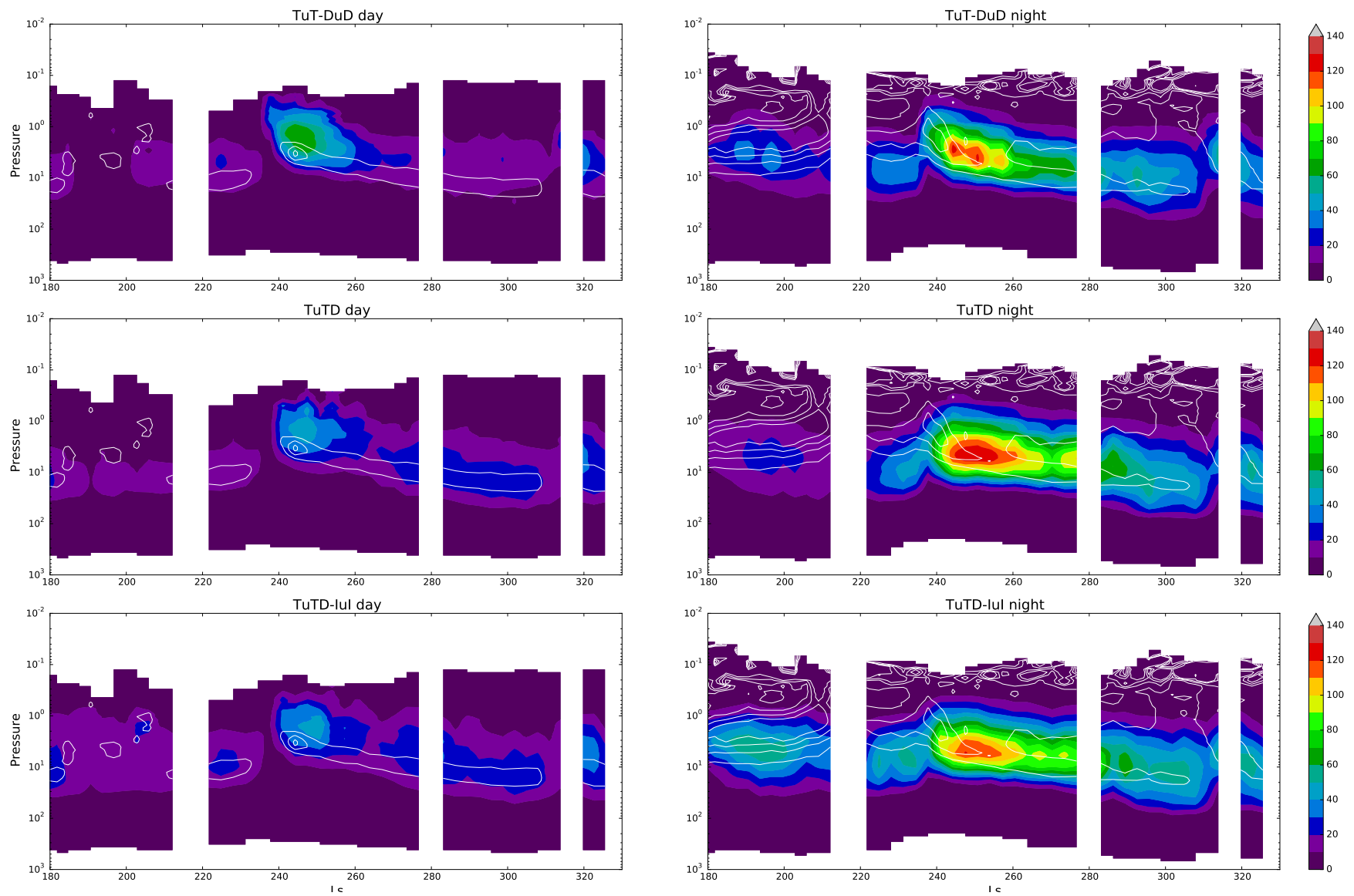


Figure 6.13, continued.



## 6.6 Discussion

### 6.6.1 Predictability of the Martian atmosphere

Predictability is a strong validation of any data assimilation framework. In section 6.5.1, the fast loss of new information injected in the model at the analysis step prevented any prediction of the state of the atmosphere. As stressed out in section 6.1, aerosols are known to have a strong influence on the atmosphere. It would be expected that the assimilation of aerosols improve the predictability of the Martian atmosphere. The attempt to assimilate atmospheric water ice, described in section 6.5.4, revealed how intertwined water ice and temperature are. This resulted in the background of ice being essentially determined by the temperature model bias. Airborne dust, however, is influenced by temperature and is not vastly different from the analysis to the background. This lack of change is even an imperfection of the model, with diurnal variations of dust observed by MCS not reproduced.

In order to assess the effect of dust on predictability, we examine the behavior of temperature during three gaps in MCS data acquisition. These gaps occurred at  $L_s=215^\circ$ ,  $L_s=279^\circ$ , and  $L_s=317^\circ$  and lasted for 7, 5 and 4 sols respectively. Locations of interest at latitudes and altitudes where there is a maximum of dust are shown in figure 6.14. When observations stop being assimilated, a relaxation towards the free run state can occur, with a rapid change of temperature. Such cases can be easily spotted in the temperature evolution of figure 6.14. When the gap of observations ends, temperature is assimilated again and rapidly goes back to the observations. This what happens in all but three instances: the TuTD case for gaps  $L_s=279^\circ$  and  $L_s=317^\circ$ , and the TuT-DuD case for gap  $L_s=317^\circ$  do not exhibit this kind of strong relaxation. Instead, the model seem to correctly predict temperature when observations are missing. This is explained by the corresponding dust loading during these gaps which has been correctly adjusted by the assimilation process.

However, dust can also relaxes when observations stop being assimilated, for two reasons. It can be because dust sedimentation is too strong and there is no process in the model that efficiently injects dust in the atmosphere. This is what happens for the TuT-DuD and TuTD cases. It can also be due to the relaxation of temperature, and so of winds, that modifies the dust. The TuT case for the first gap at  $L_s=215^\circ$  is an illustration of this, with the local dust amount that increases after 3 sols, and in turn locally warms the atmosphere, resulting in a feedback between dust and temperature.

If dust is not removed by sedimentation and if there is no such feedback between dust and temperature, dust is not relaxed and temperature is correctly predicted. If so, the prediction of temperature can be a few sols at least, as figure 6.14 suggests it. This is made possible only if dust is the main contribution to temperature changes. In the current setup, a prediction would fail in places where dynamical effects or radiative effects of water ice are not negligible in comparison to radiative effects of dust.

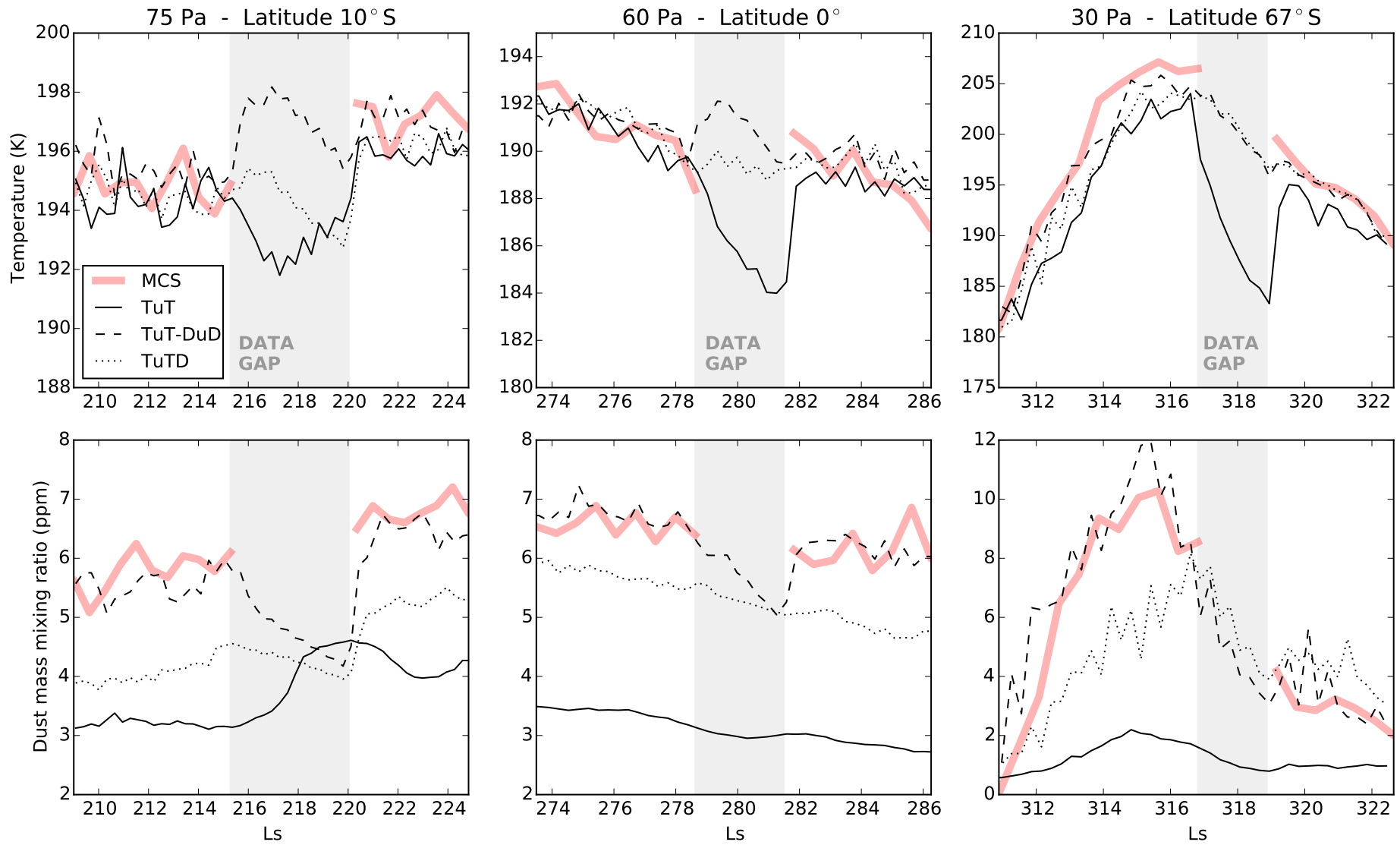


Figure 6.14: Evolution of temperature (top) and dust mass mixing ratio (bottom) around MCS data acquisition gaps for MCS (thick line) and data assimilation cases “TuT” (solid), “TuT-DuD” (dashed), and “TuTD” (dotted). Data are zonally averaged for day and night.

A further improvement of the predictability could consist in having a better estimation of the size of dust particles so that their sedimentation rate prevents their fast depletion. A tuning of the particle radius could be done based on the analysis increments in the absence of dust storm. However, it does not necessarily mean that the assimilation would be more realistic or that the particle size would be closer to the reality. Indeed, sedimentation is balanced with mechanisms that inject dust in quantities that allow the formation of detached layers and produces diurnal variations. The model currently misses such mechanisms, and therefore the sedimentation becomes predominant in the absence of observations to assimilate. Another improvement of the predictability could be to set the dust in the model to be a purely static tracer, i.e. not transported horizontally or vertically. By doing so the temperature would be forced by dust, removing any sedimentation or feedback with temperature. But again, this would be at the expense of model realism, and not a solution for the global goal of a successful data assimilation that requires improved model realism.

### 6.6.2 Finding an atmospheric state that is stable for the model

Forcing a GCM to a given temperature field appears to be a complex problem. The TuT case shows how improving temperature in the analysis can turn in fact to a worsening of the background because of the global wave response. An example of this is well shown in Zhao et al. (2015), where the influence of the assimilation time window on the excitation of the Kelvin wave modifies the assimilation. A path to solve the problem would be to start considering the atmosphere of Mars as a global dynamical system. Assimilation usually considers the local approach for atmospheric fields to be the efficient one. This is true on Earth, but should be questioned for Mars. The current observational datasets for Mars provide local measurements and are easier assimilated with a local scheme. Provided enough observations, an ideal global assimilation technique would globally correct the whole atmosphere in a stable mode.

In parallel, one has to expect feedbacks of temperature with aerosols, and between aerosols. The need for more model realism is particularly important for assimilation, and explain the failure to assimilate observations of dust. The major changes of dust cannot be reproduced by the LMD model. The formation of detached layers is not currently implemented in the model, but our understanding of the physical mechanisms of detached layers should allow such an improvement to happen in the future (Wang et al., 2015). Diurnal variations of dust are not well understood and the capability for a model to simulate it is not foreseen yet. Without these capabilities, a successful 4D assimilation of dust is not achievable without difficulty, in the sense that the observational increments should be due to observations and model errors rather than dominated by just model bias.

## 6.7 Conclusion

We have assimilated MCS profiles of temperature, dust and ice for the second half of MY 29. The use of an ensemble Kalman filter for the assimilation scheme proved to be useful for assimilating the radiative effect of dust. Imposing observed temperatures to the GCM results in a dynamical response that pushes away the model from observations. The modeling of aerosols is also a major obstacle for a successful assimilation. The model fails to reproduce dust and ice diurnal variations. However, the daily averaged dust, when assimilated, opens the possibility to locally forecast temperature for at least a few days. Assimilation is also a tool of choice for pointing out model biases, such as a cold bias of more than 15 K, correlated with topography. The presence of dust to explain this bias has been tested but was found to be unrealistic.

Data assimilation of the Martian atmosphere turns out to be a problem quite different from the Earth one. On Earth, differences between model and observations can be accounted by synoptic differences due to the chaotic nature of the flow. Assimilation on Mars is subjected to model bias, with observations irreconcilable with models, given our current knowledge and understanding of the Martian atmosphere. Moreover, Mars exhibits global structures seen in waves, circulation, dust storms for which the local analysis usually used on Earth has limits. Future studies might see improvements with a global scheme, designed to capture the global structure of the atmosphere, while a local scheme seems sufficient for aerosols, prone to local variations.



# CHAPITRE 7

---

## Conclusion

---

*I would like to die on Mars.  
Just not on impact.*

**Elon Musk**

## Sommaire

---

<b>7.1</b>	<b>Une localisation à repenser ?</b>	<b>154</b>
<b>7.2</b>	<b>Autres observations</b>	<b>156</b>
7.2.1	Observations Cross-Track	156
7.2.2	PFS	160
7.2.3	ACS	160
<b>7.3</b>	<b>Assimilation de paramètres</b>	<b>163</b>

---

*Dans ce chapitre j'explore des pistes pour améliorer encore l'assimilation de MCS, en proposant une réflexion sur l'assimilation de paramètres et en testant une assimilation avec une localisation modifiée. Ces pistes sont dans l'esprit du genre de méthode encore à explorer ou à inventer que j'estime être nécessaires pour résoudre les problèmes spécifiques à l'assimilation martienne. J'évoque aussi les jeux de données à assimiler dans le futur, en complément de MCS. Notamment, dans le contexte de la mission Exo-mars, des observations avec une très grande couverture en heure locale sont prévues pour 2017, toutes désignées pour l'assimilation.*

## 7.1 Une localisation à repenser ?

L'onde de marée thermique, qui représente la principale source de biais dans l'assimilation de la température, est une onde planétaire, donc avec une structure globale. Or, jusqu'à présent, l'assimilation a été effectuée avec un schéma local. La question est donc de savoir si ce schéma est bien adapté ou non au problème de l'assimilation martienne. Une idée alternative serait d'utiliser une observation dont la température nous renseignerait assez sur la phase, la longueur d'onde, et l'amplitude de l'onde de marée pour nous permettre de créer une analyse en tout point de l'atmosphère qui est affectée par l'onde de marée. Je détaille ici deux tentatives de mise en place de cette idée, en jouant sur la localisation :

- **Localisation « zonale »** : Une localisation locale en latitude et altitude, et globale en longitude, pour tenir compte du caractère zonal de l'onde de marée, qui dépend de l'heure locale en étant une fraction du signal diurne.
- **Localisation « verticale »** : Une localisation locale en latitude et longitude, et globale en altitude, car de l'onde de marée a une structure verticale de la surface au haut de l'atmosphère.

L'impact de la localisation sur l'assimilation n'a pas été évoqué jusqu'à présent. Une simple étude de sensibilité sur le rayon de localisation sur la chaîne que j'ai mise en place n'a pas été concluante : pour des valeurs de rayon de localisation de 400 à 1200 km, la performance de l'assimilation varie de façon marginale. Cet effet est confirmé par Greybush et al. (2012), table 2. Pour une localisation plus petite que 400 km, l'incrément de l'analyse occupe une dimension spatiale si réduite que les observations ont un effet minime. Au-delà de 1200 km, des structures spatiales non réalistes apparaissent dans l'analyse, en raison de l'apport de corrélations non réalistes (influence de la nuit polaire, disparités topographiques). La démarche est de sortir d'une localisation classique locale en utilisant des formes de localisation radicalement différentes d'une localisation circulaire horizontale ou verticale locale.

On pourrait également imaginer mettre en oeuvre une localisation qui soit adaptative pour le schéma d'assimilation, de la même manière qu'il existe une inflation adaptative. Gasperoni and Wang (2015) ont mis en place une telle localisation pour le LETKF, qui nécessite l'utilisation de plusieurs ensembles et un algorithme régressif pour estimer une fonction de localisation variable dans le temps et l'espace. Toutefois, une telle méthode est coûteuse en temps de calcul du fait de l'emploi de plusieurs ensembles, et n'a pas été confrontée à l'assimilation d'observations réelles. La localisation adaptative pourrait s'avérer être une piste intéressante pour l'assimilation martienne à l'avenir, selon son degré de maturité.

La figure 7.1 montre la structure  $T_{diff} = \frac{1}{2}(T_{15} - T_3)$  dans le *forecast* et sa sensibilité à la localisation. On remarque une légère amélioration de  $T_{diff}$  à 1 Pa dans le cas d'une localisation zonale, mais une dégradation avec une localisation verticale. On peut donc constater que la localisation aurait une capacité à influencer la représentation de l'onde de marée thermique dans le *forecast*, sans toutefois s'avancer sur les raisons de ce comportement. Dans ces cas-ci, l'intégration numérique du modèle est rendue difficile, car l'analyse ainsi obtenue est parfois très instable et cause des instabilités

numériques. Ces instabilités sont dues à tout un ensemble d'ondes qui apparaissent dans les premiers pas de temps de l'intégration numérique en raison d'un état initial présentant des instabilités dynamiques dans le modèle, ce qui suggère que l'analyse n'est pas très réaliste avec ces exemples de localisations exotiques. Elle pourrait être filtrée spatialement avant l'utilisation du GCM pour éviter ces soucis.

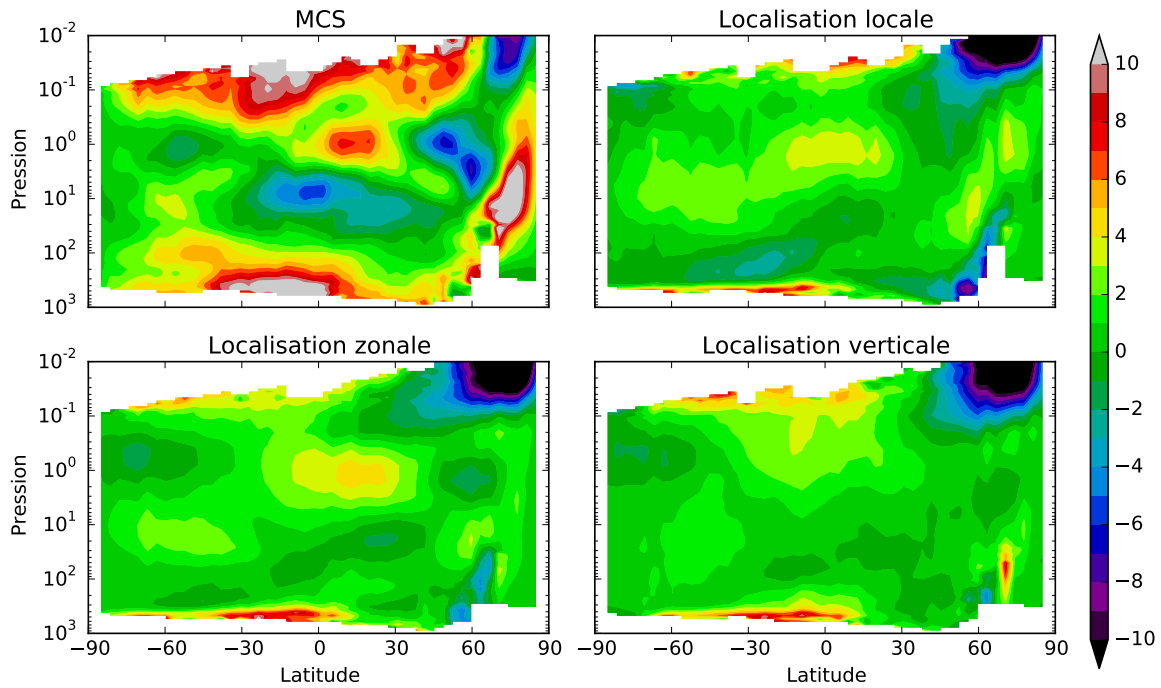


FIG. 7.1: Moyenne zonale de  $T_{diff} = \frac{1}{2}(T_{15} - T_3)$  pour MCS et le *forecast* d'une assimilation de la température avec une localisation locale, zonale, ou verticale pour MY 29,  $L_s=280^\circ-285^\circ$ . Ces formes de localisation ne résolvent pas le problème de l'onde de marée thermique, illustré notamment dans la figure 6.10.

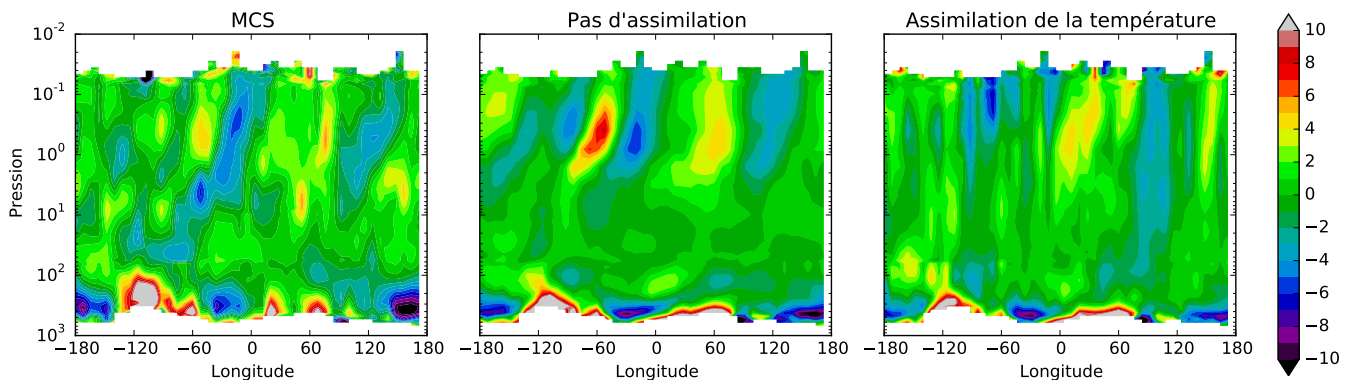


FIG. 7.2: Anomalie zonale de  $T_{diff}$  pour MCS et le *forecast* avec et sans assimilation de la température pour MY29, pour la bande de latitude  $10^\circ S-10^\circ N$  à  $L_s=300^\circ-330^\circ$ .



L'onde de marée thermique n'est pas la seule onde planétaire. Une onde de Kelvin, d'une période proche de 24 h, entre en résonance avec la topographie, comme on peut le voir dans la structure zonale de  $T_{diff}$  sur la figure 7.2, avec un mode 2 qui se propage jusqu'en haut de l'atmosphère, forcé par le plateau de Tharsis (100°W - 140°W) et Syrtis (20°E - 70°E). Le modèle reproduit bien, mais pas parfaitement, cette structure, alors que l'assimilation de la température la dégrade.

La piste explorée par Zhao et al. (2015) donne une bonne direction à l'effort de recherche en assimilation martienne : l'impact de la durée du cycle d'assimilation sur la *background* semble être primordial, en raison d'une interférence avec l'onde de Kelvin. Ils recommandent ainsi un cycle du LETKF d'une durée de 2 h au lieu de 6 h. Toutefois, Zhao et al. (2015) montrent que les nuages ont un impact sur cette onde que l'assimilation de la température ne parvient pas à corriger, d'où un argument pour la nécessité d'assimiler les aérosols.

## 7.2 Autres observations

MCS n'est pas le seul jeu de données d'observations que l'on peut assimiler. Les données de l'instrument TES ont été assimilées à plusieurs reprises dans d'autres études, comme mentionné dans les chapitres précédents. L'intérêt de l'assimilation de TES en complément de MCS est assez limité. En effet, TES ayant une visée nadir, il fournit des profils verticaux avec une moindre résolution verticale, et limités à 40 km, contre 90 km pour MCS. De plus, leurs orbites sont très similaires (polaire héliosynchrone centrée à 14h dans un cas et 15h dans l'autre), ce qui ne permet pas de couvrir des zones très différentes.

### 7.2.1 Observations Cross-Track

Comme expliqué dans la section 4.1, MCS observe périodiquement, depuis le milieu de MY 30, à d'autres heures locales que 15 h et 3 h, en visant de manière perpendiculaire à la trace de l'orbite. Il est ainsi possible de couvrir des heures locales différentes (figure 7.6). Ces observations *cross-track* pourraient être utiles et complémentaires à l'assimilation des observations *in-track*. La figure 7.3 montre un exemple d'observations *cross-track* de température. On y voit bien l'évolution de la structure de l'onde de marée thermique en fonction de l'heure locale. Kleinböhl et al. (2013) ont détecté pour la première fois une onde semi-diurne à des altitudes supérieures à 1 Pa en analysant ce genre d'observations, car avec seulement les deux heures locales des observations *in-track*, la signature de l'onde semi-diurne ne peut se distinguer de celle de l'onde diurne. Assimiler ces observations pourrait apporter une information supplémentaire qui pourrait mieux contraindre l'onde de marée dans le GCM. Hélas, une tentative en ce sens, non montrée ici, s'est révélée peu probante, avec un résultat similaire à l'assimilation des seules observations *in-track*.

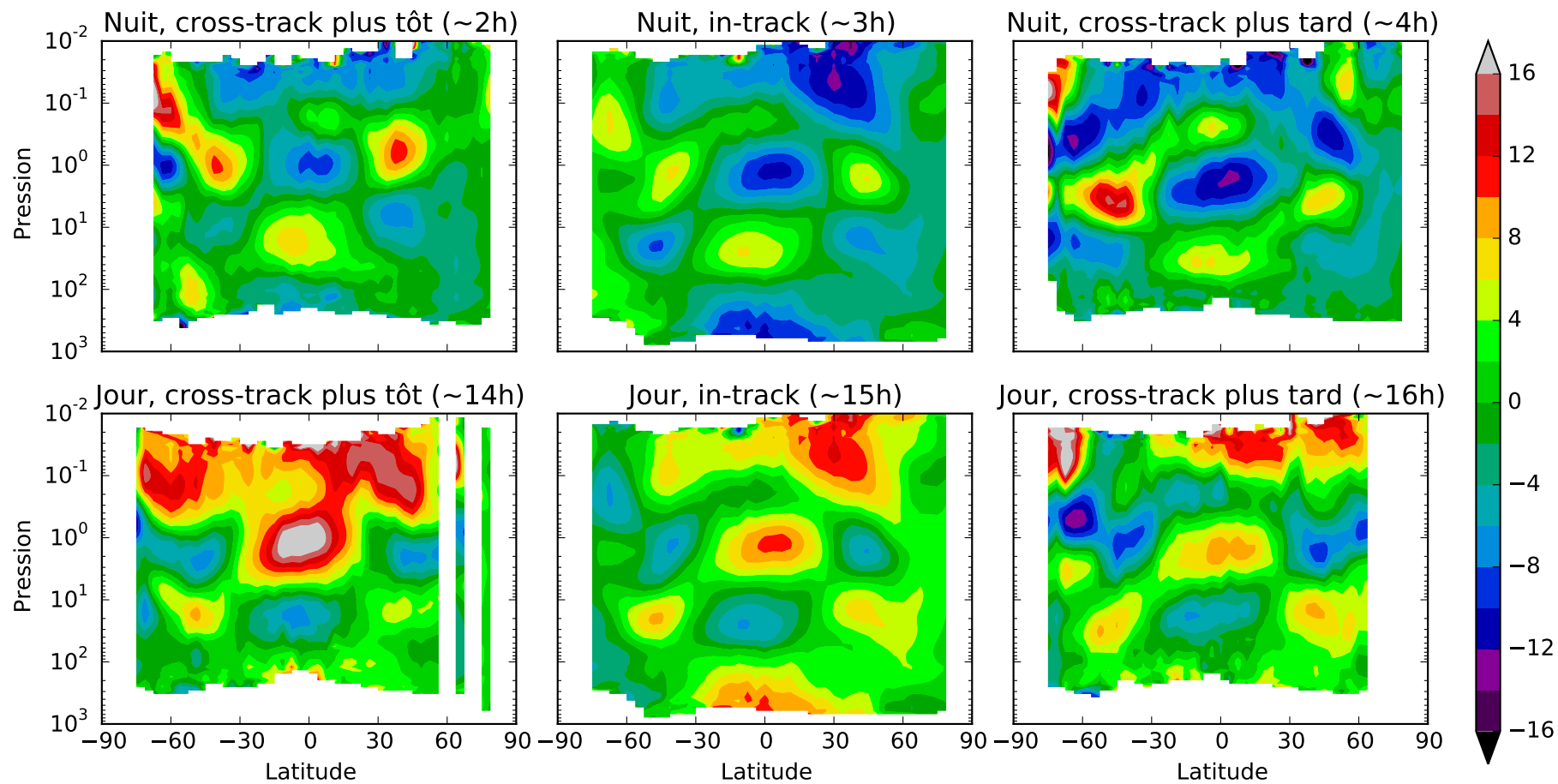


FIG. 7.3: Moyennes zonales de l'écart à la température moyenne des observations *in-track* et *cross-track* de MCS pour MY 30,  $L_s=150^\circ-160^\circ$

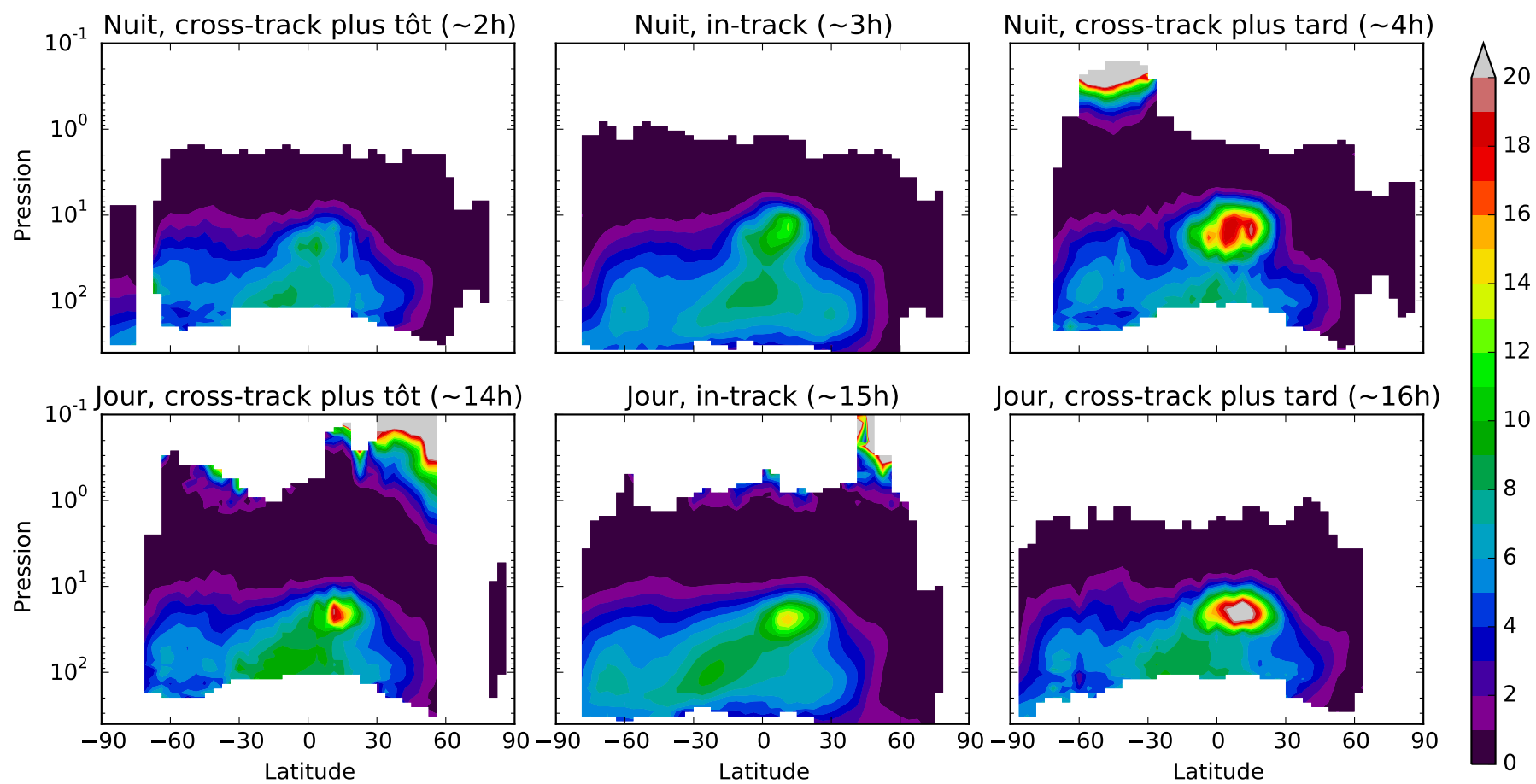


FIG. 7.4: Moyennes zonales de la poussière des observations *in-track* et *cross-track* de *density-scaled opacity* de poussière en  $\text{cm}^2 \cdot \text{kg}^{-1}$  pour MY 30,  $L_s=235^\circ-245^\circ$

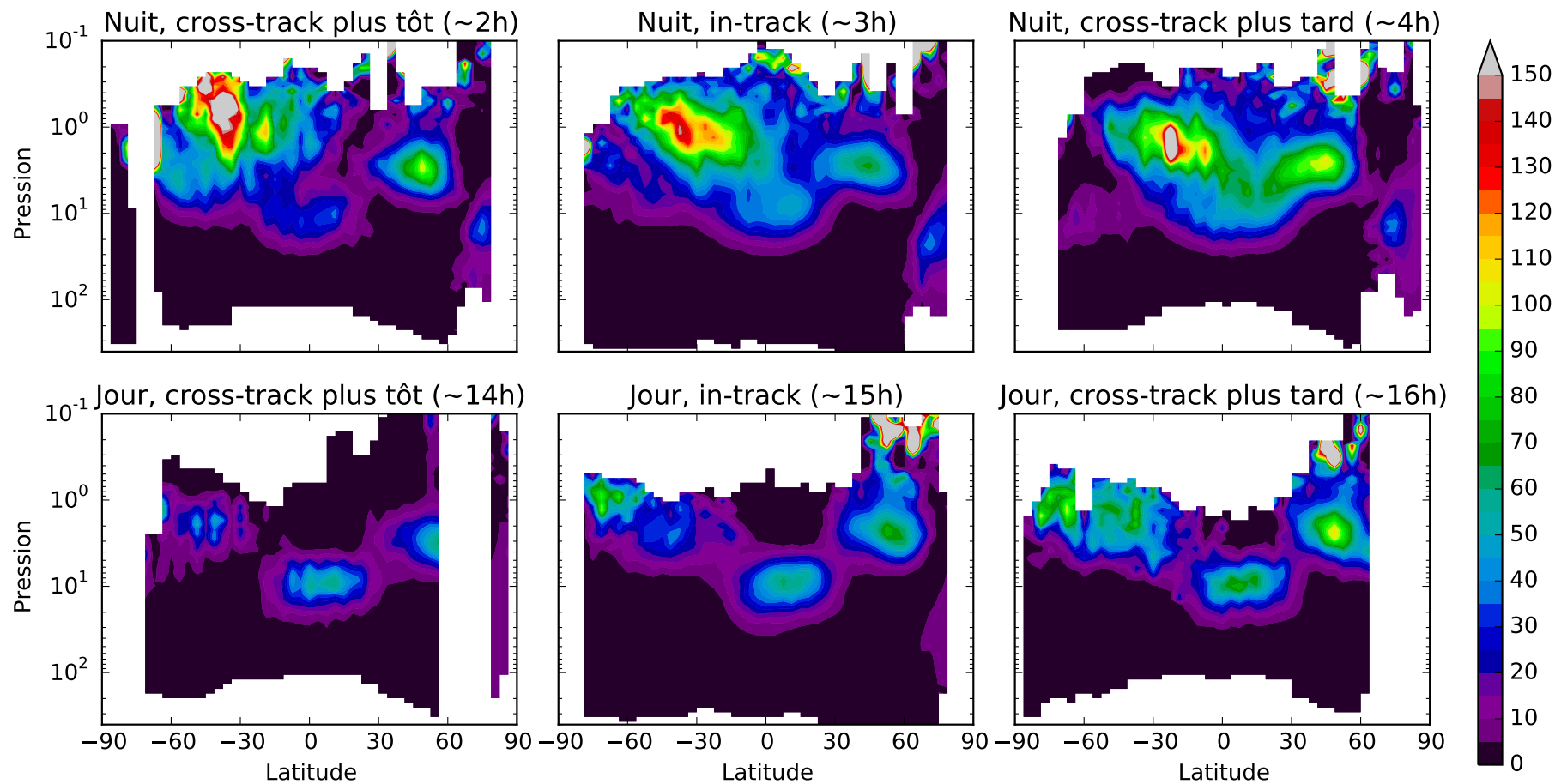


FIG. 7.5: Moyennes zonales de la poussière des observations *in-track* et *cross-track* de *density-scaled opacity* de glace d'eau en  $\text{cm}^2 \cdot \text{kg}^{-1}$  pour MY 30,  $L_s=235^\circ$ - $245^\circ$

Les figures 7.4 et 7.5 montrent de même l'évolution de la poussière et de la glace en fonction de l'heure locale. Pour des pressions inférieures à 3 Pa, les fortes valeurs de la poussière sont entachées d'une grande erreur d'observation, ce qui fait que ces observations ne sont pas réalistes. De même, les observations de glace d'eau ne sont pas crédibles pour une pression inférieure à 1 Pa de nuit, et 0.5 Pa de jour. Dans cet exemple, les observations *cross-track* rendent le problème de l'évolution diurne de poussière encore plus confus, avec une forte augmentation entre 3 h et 4 h, et une quantité plus petite à 15 h qu'à 14 h et 16 h. L'examen du jeu de données montre que cette variation n'est pas due à un effet de fluctuation longitudinale. On peut légitimement se poser la question de savoir si ces variations sont réelles ou relèvent d'un artefact instrumental. En effet, l'inversion des observations *cross-track* se fait sans l'acquisition de la température de surface, comme on peut le remarquer dans les figures 7.3, 7.4 et 7.5 où les profils sont plus étendus vers le bas pour les observations *in-track*. Cependant, cette absence de mesure de la température de la surface ne devrait pas influencer la qualité de l'inversion du profil au-dessus de 100 Pa d'après Kleinböhl et al. (2009). Il reste possible que les conditions d'illumination de la scène observée, qui varient en fonction de l'heure locale, puissent générer des différences dans l'algorithme d'inversion. L'étude des observations *cross-track* des aérosols n'ayant fait pour l'instant l'objet d'aucune publication ou communication, il serait prématuré de vouloir y placer une confiance absolue pour l'assimilation. Toujours est-il que le constat est le même que pour l'assimilation des observations *in-track* : les variations diurnes des aérosols ne sont pas du tout reproduites par le GCM.

### 7.2.2 PFS

L'instrument Planetary Fourier Spectrometer (PFS) (Formisano et al., 2002) à bord de la sonde Mars Express pourrait fournir un complément à l'assimilation de MCS. Il s'agit d'un spectromètre à visée nadir qui a acquis des données en orbite autour de Mars depuis 2004. Tout comme TES, la visée nadir limite la résolution et l'extension verticale des profils de température en comparaison de MCS. Également, les aérosols ne sont mesurés qu'en terme de colonne intégrée d'opacité, sans aucune discrimination verticale. Malgré tout, l'intérêt de PFS réside dans l'orbite de Mars Express. Cette orbite très elliptique, avec un périapse de 300 km et un apoapse de 10 100 km, permet de couvrir toutes les heures locales au cours d'une année martienne. On peut apprécier, pour la période  $L_s=270^\circ$  à  $300^\circ$ , la complémentarité avec MCS en terme d'heure locale dans la figure 7.6.

Le nombre de profils de PFS reste toutefois bien inférieur à celui de MCS, avec une couverture moins dense. Ainsi, il n'est pas dit que l'assimilation de PFS seule puisse aboutir, mais pourrait s'avérer utile en complément de l'assimilation de MCS.

### 7.2.3 ACS

Le programme ExoMars de l'ESA consiste en deux missions, constituées d'un satellite en orbite autour de Mars et d'un atterrisseur lancés conjointement en mars 2016, et d'un rover dont le lancement est prévu en 2020. Le satellite du programme, le Trace Gas Orbiter (TGO) est dédié à l'étude des gaz traces dans l'atmosphère martienne. Son orbite, inédite pour la planète Mars, est spécialement conçue pour l'observation de son atmosphère (Capderou and Forget, 2004). Le principe de cette orbite consiste à

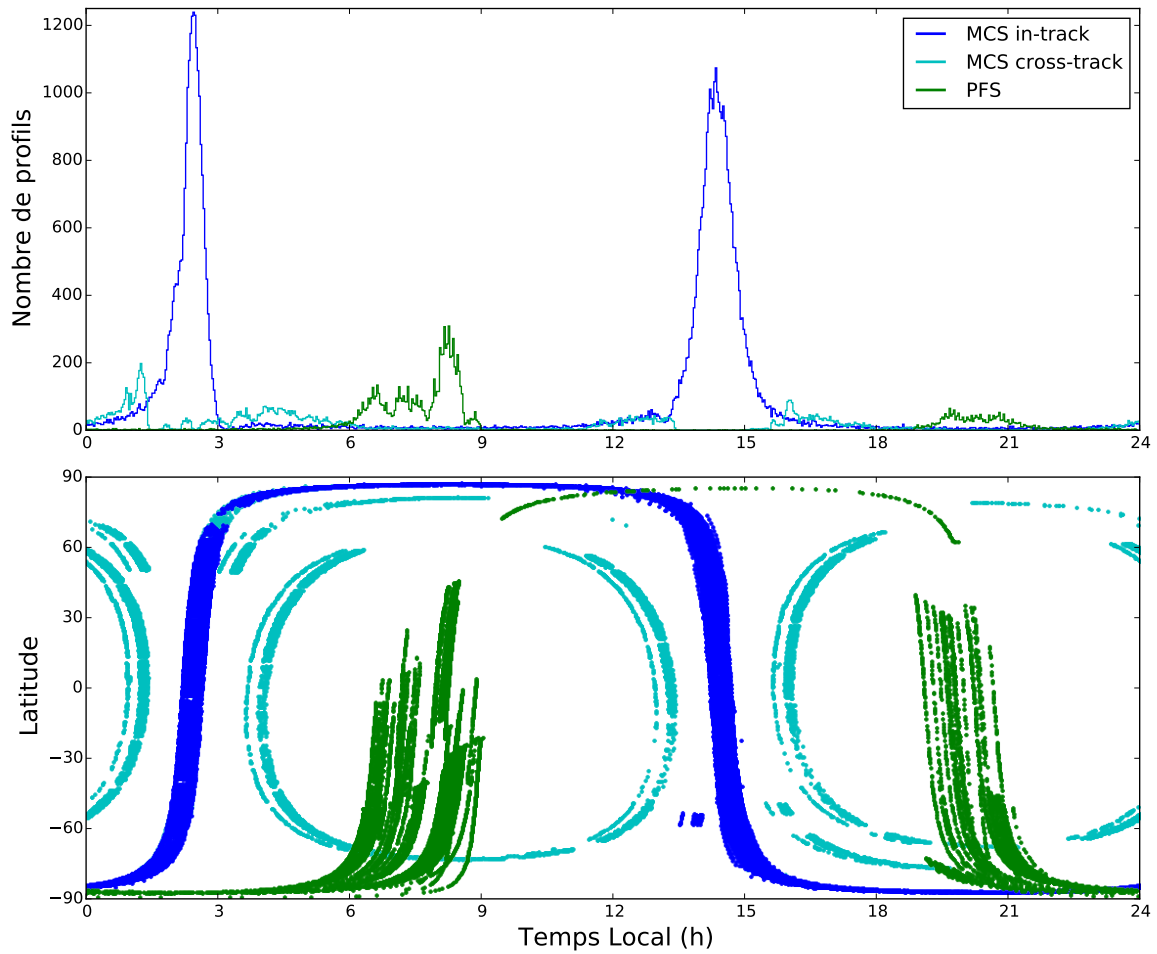


FIG. 7.6: Distribution des observations MCS et PFS en fonction de l'heure locale et de la latitude pour la période MY 30,  $L_s=270^\circ$  à  $L_s=300^\circ$ . La couverture en heure locale de PFS dérive pour couvrir 24 h en moins d'une année, tandis que celle de MCS varie très peu, avec un décalage d'environ 1 h dû à l'excentricité de l'orbite de Mars. La résolution horizontale de l'histogramme est de 2 minutes.

couvrir le plus d'heures locales possibles à basse altitude, sur une orbite quasi-polaire qui couvre la majeure partie de la planète grâce à son inclinaison de  $74^\circ$ . La figure 7.7 montre un exemple du nombre d'observations et de leur couverture en heure locale pour un point à  $45^\circ\text{N}$  avec un rayon de localisation de 900 km. On voit qu'en 31 sols, il y a une dérive en heure locale d'environ 6 heures, avec une observation par sol. En une soixantaine de sols le TGO aura donc survolé un même point à toutes les heures locales, avec une résolution inférieure à 30 minutes.

À bord du TGO, l'instrument Atmospheric Chemistry Suite (ACS) (Korablev et al., 2013) est un spectromètre à visée nadir conçu et fabriqué par l'Institut de recherche spatiale de l'Académie des sciences de Russie. Son canal infrarouge thermique est comparable à PFS, mais avec une résolution spectrale accrue. ACS entamera sa mission nominale d'observation à la mi 2017 (après une période d'aérofreinage de plusieurs mois) en fournissant des profils verticaux de température et la colonne intégrée d'opacité de poussière et de nuage de glace d'eau atmosphériques. La présence d'un spectromètre

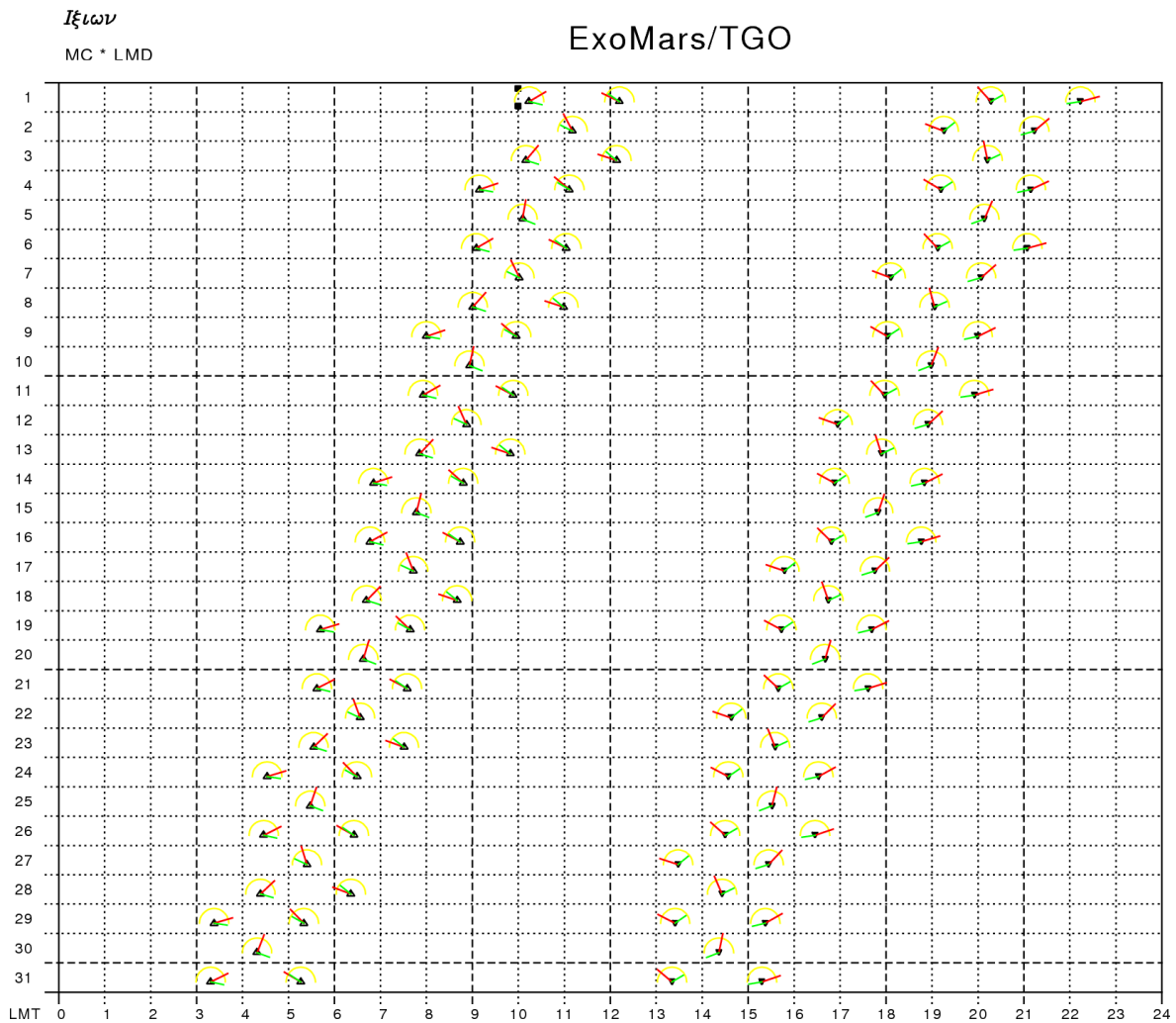


FIG. 7.7: Survol à moins de 900 km du point de coordonnées  $45^{\circ}\text{N}-0^{\circ}\text{E}$  par TGO en fonction de l'heure locale, pendant 31 sols. Le trait rouge indique la direction de l'angle zénithal par rapport au point en surface, et le trait vert l'azimuth. Figure réalisée avec le logiciel Ixion (Capderou, 2014).

sur le TGO en fait un instrument de choix pour l'assimilation, avec une excellente couverture en heure locale.

On ne peut que regretter l'annulation de la participation initiale de la NASA à la mission ExoMars, qui aurait fourni un ExoMars Climate Sounder (EMCS), quasi-identique à MCS pour le TGO, en lieu et place d'ACS. Cet instrument aurait eu le pouvoir de résoudre verticalement les aérosols et la température avec une meilleure résolution verticale que ACS, sur une orbite avec une grande dispersion en heure locale, ce qui aurait fourni des observations de choix pour l'assimilation. Il faut néanmoins souligner l'avantage d'ACS qui, grâce à sa visée nadir, sera capable de mesurer la colonne intégrée d'opacité de poussière et de nuage. Ce n'est pas le cas de MCS, qui ne peut pas distinguer avec précision les aérosols proches de la surface, ce qui permet d'envisager une synergie intéressante entre ACS et MCS<sup>a</sup>.

<sup>a</sup>Pour peu que MCS soit toujours en fonctionnement en 2017, ce qui semble très probable d'après l'équipe scientifique de MCS.

En effet, dans le cadre d'une assimilation conjointe entre MCS et ACS, les observations MCS peuvent servir à contraindre la distribution verticale de poussière, comme vu dans le chapitre 6. Les observations ACS permettront de suivre l'évolution de la poussière avec l'heure locale, dont la distribution verticale sera connue dans le *background*. En faisant le lien entre les observations de poussière d'ACS et de MCS, l'assimilation nous offre deux informations précieuses :

- Elle permet l'interprétation des observations ACS. Pour un spectre acquis par ACS, on peut utiliser le *background* comme *a priori* pour l'inversion du spectre. On peut même envisager directement l'assimilation des spectres de ACS en utilisant un modèle direct pour obtenir de facto une inversion de poussière de l'instrument ACS contrainte par MCS via le GCM.
- La variation de la poussière avec l'heure locale telle qu'observée par ACS nous permettra éventuellement d'apporter un nouvel éclairage au mystère des variations diurnes de couches détachées de poussière vues par MCS.

Quant à la température, son assimilation avec les observations ACS permettrait de mieux comprendre la structure globale des ondes planétaires. L'échec de l'assimilation de la température tel que présenté dans le chapitre 6 pourrait être surmonté avec une plus grande densité en heure locale fournie par ACS. Qu'il s'agisse là d'un problème de couverture de l'heure locale par les observations ou du caractère local de l'assimilation comme abordé section 7.1 reste une question ouverte.

### 7.3 Assimilation de paramètres

Dans le chapitre 6, il a été conclu que l'assimilation sur Mars apparaît difficile en raison des différences entre modèle et observations, apparemment irréconciliables en raison du comportement du GCM vis-à-vis des variables assimilées : température et aérosols. Il serait donc tentant d'aller au-delà de ce paradigme, en ajoutant de nouvelles variables dans le vecteur d'état atmosphérique, ce qui nous permettrait d'utiliser des configurations différentes du GCM pour le comparer aux observations. Cette manière de procéder est une *assimilation de paramètres* (Ruiz et al., 2013b).

En pratique, le paramètre estimé par assimilation varie pour chaque membre de l'ensemble et à chaque nouvelle analyse, puisqu'il fait partie du vecteur d'état atmosphérique. Le paramètre est une variable scalaire, c'est-à-dire de dimension zéro, mais peut être d'un nombre de dimension quelconque, en introduisant une dépendance spatiale. Le lien entre le paramètre que l'on cherche à assimiler et la variable atmosphérique observée, à travers la matrice de covariance construite au moyen de l'ensemble, a été étudié par Ruiz et al. (2013a) au moyen du schéma LETKF. Il en ressort que l'utilisation de deux ensembles, l'un pour l'assimilation, l'autre pour établir la matrice de covariance, permet de mieux estimer la valeur du paramètre et l'état atmosphérique.

Des exemples intéressants existent sur le sujet, qui emploient un EnKF, et qui pourraient guider l'assimilation martienne dans cette voie. Ruiz and Pulido (2015) ont effectué une OSSE pour estimer douze paramètres d'un schéma de convection humide dans un GCM terrestre. Ils ont pu améliorer le résultat de leur assimilation, sans toutefois estimer correctement les valeurs des paramètres assimilés. Aksoy et al. (2006) ont



également utilisé une OSSE et ont réussi à estimer un coefficient de mélange de leur modèle. Un des exemples les plus probants est celui de Schirber et al. (2013), qui, en utilisant des observations réelles, ont montré que l'assimilation de quatre variables de la paramétrisation physique d'un GCM terrestre (les taux d'entraînement des convections profondes et peu profonde, le flux de masse des nuages vers leur altitude de non flottabilité, et le taux de conversion de l'eau liquide des nuages en pluie) permet d'améliorer la performance de l'assimilation. Par la même occasion, Schirber et al. (2013) ont été capables d'estimer les valeurs de trois de ces quatre paramètres, à des valeurs différentes de celles arbitrairement fixées dans la configuration de leur GCM. Il s'agit là d'une démarche très puissante, et réussie, d'amélioration du GCM par assimilation. L'assimilation de paramètres avec EnKF a même été conduite pour des domaines très variés de la géophysique : le climat (avec un modèle couplé atmosphère-océan) (Annan et al., 2005), l'hydraulique (Schöniger et al., 2012), le plasma ionosphérique (Solomentsev et al., 2012), ou encore la structure interne terrestre (Aubert and Fournier, 2011).

La plupart de ces travaux mentionnent également un impact positif sur la divergence de filtre, puisque l'assimilation de paramètre introduit une source de variabilité supplémentaire pour le modèle et réduit son biais. Ceci interpelle dans le cas de notre étude de l'atmosphère martienne, et on pourrait imaginer l'assimilation des paramètres suivants :

- Les propriétés radiatives de la poussière et la glace, qui, bien qu'elles aient été mesurées par des observations satellite et rover pour la poussière (Wolff et al., 2006, 2009) ou par des expériences de laboratoire pour la glace (Warren, 1984), et validées par confrontation avec les observations en température de TES (Madeleine et al., 2011, 2012), souffrent d'incertitudes. En effet, leur forme est supposée cylindrique pour les particules de poussière et sphérique pour les cristaux de glace, alors qu'on pourrait s'attendre à des formes plus complexes, surtout pour les cristaux de glace dont la croissance est un processus complexe et mal connu en conditions martiennes. Aussi, l'effet radiatif des grains de poussière pris dans les cristaux de glace est pour l'instant négligé dans le GCM, et pourrait être prépondérant pour des petites particules qui laissent apparentes une portion du grain de poussière. De plus, nous supposons une distribution unimodale de particules, alors que des distributions bimodales ont été observées par SPICAM, avec une population de particules extrêmement petites (40 à 70 nm) (Fedorova et al., 2014). Des propriétés radiatives différentes pourraient jouer un rôle dans le forçage de l'onde de marée diurne ou semi-diurne.
- Le paramètre de contact de nucléation de la glace d'eau (section 2.2.2), ou plus particulièrement sa dépendance à la température. En effet, les études expérimentales cherchant à estimer la valeur de ce paramètre en conditions martiennes (Trainer et al., 2009; Iraci et al., 2010; Phebus et al., 2011) donnent une large gamme de valeurs entachées d'incertitudes (figure 7.8). Estimer correctement les processus de formation des nuages permettrait éventuellement de surmonter la difficulté à assimiler les observations de nuages rencontrée dans la section 6.5.4.
- De même, la variance effective de la distribution des particules de glace d'eau (section 2.2.2), qui pourrait être considérée comme un paramètre variable spatialement.

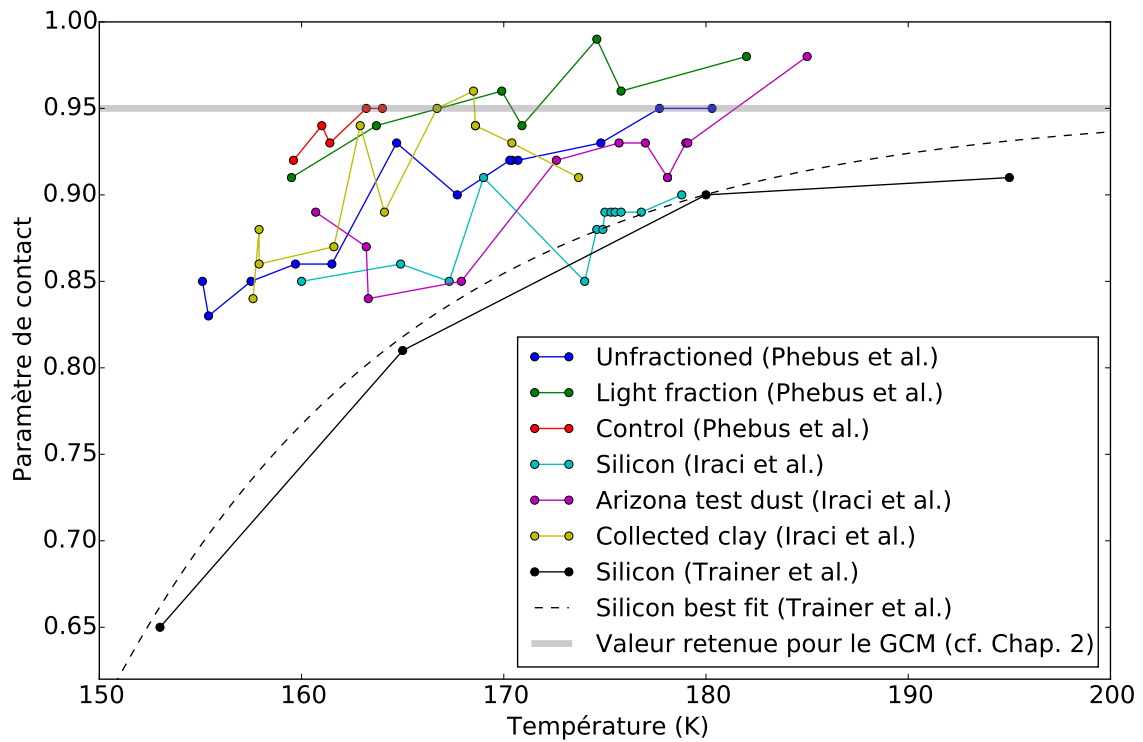


FIG. 7.8: Valeurs expérimentales du paramètre de contact en fonction de la température dans les études effectuées par Trainer et al. (2009), Iraci et al. (2010), et Phebus et al. (2011). La facilité des nuages martiens à se former nous est donc très peu connue (Määttänen and Douspis, 2014), et visiblement extrêmement variable en fonction de la température.

## Une planète pour le futur

Pour clore cette thèse, je tiens à souligner le caractère paradoxal de l'assimilation de l'atmosphère martienne. Mars est une planète dont l'atmosphère et le climat, bien que plus simples à décrire que ceux de notre Terre, engendrent en réalité une difficulté supplémentaire dans la mise en oeuvre de l'assimilation. Contrairement à l'atmosphère terrestre, les biais du modèle ne peuvent être dissimulés sous la variabilité synoptique faible, ce qui rend ardue la confrontation aux observations sous l'oeil implacable de l'assimilation.

Cette exigence est bien à l'image de Mars, tête de proue désignée de l'exploration spatiale de notre espèce pour qui veut bien croire en son inéluctable avènement, et dont l'étude de l'atmosphère en constitue une brique modeste mais indispensable.



FIG. 7.9: Vue majestueuse du plateau de Tharsis où l'on distingue notamment les quatre grands volcans martiens, prise le 29 juin 2014 par la caméra High Resolution Stereo Camera à bord de la sonde Mars Express.

---

## Bibliographie

---

- Aksoy, A., Zhang, F., and Nielsen-Gammon, J. W. Ensemble-based simultaneous state and parameter estimation with MM5. *Geophysical Research Letters*, 33 :L12801, June 2006.
- Anderson, J., Hoar, T., Raeder, K., Liu, H., Collins, N., Torn, R., and Avellano, A. The Data Assimilation Research Testbed : A Community Facility. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 90 :1283, 2009.
- Anderson, J. L. An adaptive covariance inflation error correction algorithm for ensemble filters. *Tellus Series A*, 59 :210–224, March 2007.
- Anderson, J. L. and Anderson, S. L. A Monte Carlo Implementation of the Nonlinear Filtering Problem to Produce Ensemble Assimilations and Forecasts. *Monthly Weather Review*, 127 :2741, 1999.
- Angelats i Coll, M., Forget, F., López-Valverde, M. A., and González-Galindo, F. The first Mars thermospheric general circulation model : The Martian atmosphere from the ground to 240 km. *Geophysical Research Letters*, 32 :4201, 2005.
- Annan, J. D., Hargreaves, J. C., Edwards, N. R., and Marsh, R. Parameter estimation in an intermediate complexity earth system model using an ensemble Kalman filter. *Ocean Modelling*, 8 :135–154, 2005.
- Aubert, J. and Fournier, A. Inferring internal properties of Earth’s core dynamics and their evolution from surface observations and a numerical geodynamo model. *Nonlinear Processes in Geophysics*, 18 :657–674, October 2011.
- Banfield, D., Ingersoll, A. P., and Keppenne, C. L. A Steady-State Kalman Filter for Assimilating Data from a Single Polar Orbiting Satellite. *Journal of Atmospheric Sciences*, 52 :737–753, March 1995.
- Banfield, D., Conrath, B. J., Gierasch, P. J., Wilson, R. J., and Smith, M. D. Traveling waves in the martian atmosphere from MGS TES Nadir data. *Icarus*, 170 :365–403, August 2004.
- Barlow, N. *Mars : An introduction to its interior, surface and atmosphere*, volume 8. Cambridge University Press, 2008.

- Bishop, C. H., Etherton, B. J., and Majumdar, S. J. Adaptive Sampling with the Ensemble Transform Kalman Filter. Part I : Theoretical Aspects. *Monthly Weather Review*, 129 :420, 2001.
- Bjerknes, V. *Das Problem der Wettervorhersage : betrachtet vom Standpunkte der Mechanik und der Physik*. 1904.
- Bocquet, M., Pires, C. A., and Wu, L. Beyond Gaussian Statistical Modeling in Geophysical Data Assimilation. *Monthly Weather Review*, 138 :2997–3023, August 2010.
- Bocquet, M., Raanes, P. N., and Hannart, A. Expanding the validity of the ensemble Kalman filter without the intrinsic need for inflation. *Nonlinear Processes in Geophysics*, 22 :645–662, November 2015.
- Candille, G. and Talagrand, O. Evaluation of probabilistic prediction systems for a scalar variable. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 131 :2131–2150, July 2005.
- Candille, G., Côté, C., Houtekamer, P. L., and Pellerin, G. Verification of an Ensemble Prediction System against Observations. *Monthly Weather Review*, 135 :2688, 2007.
- Capderou, M. *Handbook of Satellite Orbits : From Kepler to GPS*. Springer Science - Business Media, 2014.
- Capderou, M. and Forget, F. Optimal orbits for Mars atmosphere remote sensing. *Planetary Space Science*, 52 :789–798, August 2004.
- Charney, J. G., Fjörtoft, R., and von Neumann, J. Numerical Integration of the Barotropic Vorticity Equation. *Tellus*, 2 :237, August 1950.
- Christensen, P. R., Bandfield, J. L., Hamilton, V. E., Ruff, S. W., Kieffer, H. H., Titus, T. N., Malin, M. C., Morris, R. V., Lane, M. D., Clark, R. L., Jakosky, B. M., Mellon, M. T., Pearl, J. C., Conrath, B. J., Smith, M. D., Clancy, R. T., Kuzmin, R. O., Roush, T., Mehall, G. L., Gorelick, N., Bender, K., Murray, K., Dason, S., Greene, E., Silverman, S., and Greenfield, M. Mars Global Surveyor Thermal Emission Spectrometer experiment : Investigation description and surface science results. *Journal of Geophysical Research*, 106 :23823–23872, October 2001.
- Clancy, R., Grossman, A. W., Wolff, M. J., James, P. B., Rudy, D. J., Billawala, Y. N., Sandor, B. J., Lee, S. W., and Muhleman, D. O. Water vapor saturation at low altitudes around Mars aphelion : A key to Mars climate? *Icarus*, 122(1) :36–62, jul 1996.
- Colaëtis, A., Spiga, A., Hourdin, F., Rio, C., Forget, F., and Millour, E. A thermal plume model for the Martian convective boundary layer. *Journal of Geophysical Research (Planets)*, 118 :1468–1487, 2013.
- Colaprete, A., Toon, O. B., and Magalhães, J. A. Cloud formation under Mars Pathfinder conditions. *Journal of Geophysical Research*, 104 :9043–9054, 1999.
- Collins, M., Lewis, S., Read, P., and Hourdin, F. Baroclinic Wave Transitions in the Martian Atmosphere. *Icarus*, 120(2) :344–357, apr 1996.

- Conrath, B. J. Thermal structure of the Martian atmosphere during the dissipation of dust storm of 1971. *Icarus*, 24 :36–46, 1975.
- Constantinescu, E. M., Sandu, A., Chai, T., and Carmichael, G. R. Ensemble-based chemical data assimilation. I : General approach. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 133 :1229–1243, July 2007.
- Daley, R. and Mayer, T. Estimates of Global Analysis Error from the Global Weather Experiment Observational Network. *Monthly Weather Review*, 114 :1642, 1986.
- De Pater, I. and Lissauer, J. J. *Planetary sciences*. Cambridge University Press, 2015.
- Desroziers, G., Berre, L., Chapnik, B., and Poli, P. Diagnosis of observation, background and analysis-error statistics in observation space. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 131 :3385–3396, October 2005.
- Evensen, G. Sequential data assimilation with a nonlinear quasi-geostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics. *Journal of Geophysical Research : Oceans (1978–2012)*, 99 :10, May 1994.
- Fedorova, A., Korablev, O., Perrier, S., Bertaux, J.-L., Lefèvre, F., and Rodin, A. Observation of O<sub>2</sub> 1.27  $\mu\text{m}$  dayglow by SPICAM IR : Seasonal distribution for the first Martian year of Mars Express. *Journal of Geophysical Research*, 111(E10) :9, 2006.
- Fedorova, A. A., Montmessin, F., Rodin, A. V., Korablev, O. I., Määttänen, A., Maltagliati, L., and Bertaux, J.-L. Evidence for a bimodal size distribution for the suspended aerosol particles on Mars. *Icarus*, 231 :239–260, March 2014.
- Forget, F., Hourdin, F., and Talagrand, O. CO<sub>2</sub> Snowfall on Mars : Simulation with a General Circulation Model. *Icarus*, 131 :302–316, 1998.
- Forget, F., Hourdin, F., Fournier, R., Hourdin, C., Talagrand, O., Collins, M., Lewis, S. R., Read, P. L., and Huot, J.-P. Improved general circulation models of the Martian atmosphere from the surface to above 80 km. *Journal of Geophysical Research*, 104 : 24155–24176, 1999.
- Forget, F., Costard, F., and Lognonné, P. *La planète Mars, histoire d'un autre monde (seconde édition augmentée)*. Belin. Pour la science, 2006.
- Forget, F. *Le climat de la planète Mars : de l'importance des poussières et des régions polaires*. Thèse, Université Paris-6, 1996.
- Forget, F. Water and climate on Mars. In *Lectures in Astrobiology*, pages 103–122. Springer, 2007.
- Formisano, V., Grassi, D., Ignatiev, N., Zasova, L., Maturilli, A., and PFS Team. PFS for Mars Express : A new approach to study Martian atmosphere. *Advances in Space Research*, 29 :131–142, 2002.
- Fouchet, T., Lellouch, E., Ignatiev, N. I., Forget, F., Titov, D. V., Tschimmel, M., Montmessin, F., Formisano, V., Giuranna, M., Maturilli, A., and Encrenaz, T. Martian water vapor : Mars Express PFS/LW observations. *Icarus*, 190 :32–49, September 2007.

- Gasperoni, N. A. and Wang, X. Adaptive Localization for the Ensemble-Based Observation Impact Estimate Using Regression Confidence Factors. *Monthly Weather Review*, 143 :1981–2000, June 2015.
- Gierasch, P. J. and Goody, R. M. The effect of dust on the temperature of the Martian atmosphere. *Journal of Atmospheric Sciences*, 29 :400–402, 1972.
- González-Galindo, F., Forget, F., López-Valverde, M. A., Angelats i Coll, M., and Millour, E. A Ground-to-Exosphere Martian General Circulation Model. 1. Seasonal, Diurnal and Solar Cycle Variation of Thermospheric Temperatures. *Journal of Geophysical Research (Planets)*, 114(E13) :E04001, 2009.
- Gooding, J. L. Martian dust particles as condensation nuclei - A preliminary assessment of mineralogical factors. *Icarus*, 66 :56–74, April 1986.
- Greybush, S. J., Kalnay, E., Miyoshi, T., Ide, K., and Hunt, B. R. Balance and Ensemble Kalman Filter Localization Techniques. *Monthly Weather Review*, 139 : 511–522, February 2011.
- Greybush, S. J., Wilson, R. J., Hoffman, R. N., Hoffman, M. J., Miyoshi, T., Ide, K., McConnochie, T., and Kalnay, E. Ensemble Kalman filter data assimilation of Thermal Emission Spectrometer temperature retrievals into a Mars GCM. *Journal of Geophysical Research (Planets)*, 117(E16) :E11008, November 2012.
- Greybush, S. J., Kalnay, E., Hoffman, M. J., and Wilson, R. J. Identifying Martian atmospheric instabilities and their physical origins using bred vectors. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 139 :639–653, April 2013.
- Guzewich, S. D., Talaat, E. R., and Waugh, D. W. Observations of planetary waves and nonmigrating tides by the Mars Climate Sounder. *Journal of Geophysical Research (Planets)*, 117 :E03010, March 2012.
- Guzewich, S. D., Talaat, E. R., Toigo, A. D., Waugh, D. W., and McConnochie, T. H. High-altitude dust layers on Mars : Observations with the Thermal Emission Spectrometer. *Journal of Geophysical Research (Planets)*, 118 :1177–1194, June 2013a.
- Guzewich, S. D., Toigo, A. D., Richardson, M. I., Newman, C. E., Talaat, E. R., Waugh, D. W., and McConnochie, T. H. The impact of a realistic vertical dust distribution on the simulation of the Martian General Circulation. *Journal of Geophysical Research (Planets)*, 118 :980–993, 2013b.
- Guzewich, S. D., Smith, M. D., and Wolff, M. J. The vertical distribution of Martian aerosol particle size. *Journal of Geophysical Research (Planets)*, 119 :2694–2708, December 2014.
- Haberle, R. M., Leovy, C. B., and Pollack, J. B. Some effects of global dust storms on the atmospheric circulation of Mars. *Icarus*, 50 :322–367, June 1982.
- Haberle, R. M., Joshi, M. M., Murphy, J. R., Barnes, J. R., Schofield, J. T., Wilson, G., Lopez-Valverde, M., Hollingsworth, J. L., Bridger, A. F. C., and Schaeffer, J. General circulation model simulations of the Mars Pathfinder atmospheric structure investigation/meteorology data. *Journal of Geophysical Research*, 104 :8957–8974, April 1999.

- Haberle, R. M., Forget, F., Colaprete, A., Schaeffer, J., Boynton, W. V., Kelly, N. J., and Chamberlain, M. A. The effect of ground ice on the Martian seasonal CO<sub>2</sub> cycle. *Planetary and Space Science*, 56 :251–255, 2008.
- Haberle, R. M., Montmessin, F., Kahre, M. A., Hollingsworth, J. L., Schaeffer, J., J., W. M., and J., W. M. Radiative effects of water ice clouds on the Martian seasonal cycle. In *Fourth International Workshop on the Mars Atmosphere : Modelling and Observations Abstracts*, pages 223–225, 2011.
- Heavens, N. G., Benson, J. L., Kass, D. M., Kleinböhl, A., Abdou, W. A., McCleese, D. J., Richardson, M. I., Schofield, J. T., Shirley, J. H., and Wolkenberg, P. M. Water ice clouds over the Martian tropics during northern summer. *Geophysical Research Letters*, 37 :L18202, September 2010.
- Heavens, N. G., Richardson, M. I., Kleinböhl, A., Kass, D. M., McCleese, D. J., Abdou, W., Benson, J. L., Schofield, J. T., Shirley, J. H., and Wolkenberg, P. M. Vertical distribution of dust in the Martian atmosphere during northern spring and summer : High-altitude tropical dust maximum at northern summer solstice. *Journal of Geophysical Research (Planets)*, 116(E15) :E01007, 2011a.
- Heavens, N. G., Richardson, M. I., Kleinböhl, D. M., A. and Kass, McCleese, D. J., Abdou, W., Benson, J. L., Schofield, J. T., Shirley, J. H., and Wolkenberg, P. M. The vertical distribution of dust in the Martian atmosphere during northern spring and summer : Observations by the Mars Climate Sounder and analysis of zonal average vertical dust profiles. *Journal of Geophysical Research (Planets)*, 116(E15) : E04003, 2011b.
- Heavens, N. G., Johnson, M. S., Abdou, W. A., Kass, D. M., Kleinböhl, A., McCleese, D. J., Shirley, J. H., and Wilson, R. J. Seasonal and diurnal variability of detached dust layers in the tropical Martian atmosphere. *Journal of Geophysical Research (Planets)*, 119 :1748–1774, August 2014.
- Hess, S. L., Ryan, J. A., Tillman, J. E., Henry, R. M., and Leovy, C. B. The annual cycle of pressure on Mars measured by Viking landers 1 and 2. *Geophysical Research Letters*, 7 :197–200, March 1980.
- Hinson, D. P. and Wilson, R. J. Temperature inversions, thermal tides, and water ice clouds in the Martian tropics. *Journal of Geophysical Research (Planets)*, 109 : E01002, January 2004.
- Hinson, D. P., Wang, H., and Smith, M. D. A multi-year survey of dynamics near the surface in the northern hemisphere of Mars : Short-period baroclinic waves and dust storms. *Icarus*, 219 :307–320, May 2012.
- Hoffman, M. J., Greybush, S. J., John Wilson, R., Gyarmati, G., Hoffman, R. N., Kalnay, E., Ide, K., Kostelich, E. J., Miyoshi, T., and Szunyogh, I. An ensemble Kalman filter data assimilation system for the martian atmosphere : Implementation and simulation experiments. *Icarus*, 209 :470–481, October 2010.
- Hollingsworth, A. and Lönnberg, P. The statistical structure of short-range forecast errors as determined from radiosonde data. Part I : The wind field. *Tellus Series A*, 38 :111, 1986.



- Houben, H. Assimilation of Mars global surveyor meteorological data. *Advances in Space Research*, 23 :1899–1902, January 1999.
- Houtekamer, P. L. and Mitchell, H. L. Data Assimilation Using an Ensemble Kalman Filter Technique. *Monthly Weather Review*, 126 :796, 1998.
- Houtekamer, P. L., Mitchell, H. L., and Deng, X. Model Error Representation in an Operational Ensemble Kalman Filter. *Monthly Weather Review*, 137 :2126–2143, July 2009.
- Hunt, B. R., Kostelich, E. J., and Szunyogh, I. Efficient data assimilation for spatio-temporal chaos : A local ensemble transform Kalman filter. *Physica D Nonlinear Phenomena*, 230 :112–126, June 2007.
- Ide, K., Courtier, P., Ghil, M., and Lorenc, A. C. Unified Notation for Data Assimilation : Operational, Sequential and Variational. *Journal of the Meteorological Society of Japan. Ser. II*, 75(1B) :181–189, 1997.
- Iraci, L. T., Phebus, B. D., Stone, B. M., and Colaprete, A. Water ice cloud formation on Mars is more difficult than presumed : Laboratory studies of ice nucleation on surrogate materials. *Icarus*, 210 :985–991, December 2010.
- Jakosky, B. M. and Farmer, C. B. The seasonal and global behavior of water vapor in the Mars atmosphere - Complete global results of the Viking atmospheric water detector experiment. *Journal of Geophysical Research*, 87 :2999–3019, April 1982.
- Kahre, M. A., Murphy, J. R., and Haberle, R. M. Modeling the Martian dust cycle and surface dust reservoirs with the NASA Ames general circulation model. *Journal of Geophysical Research (Planets)*, 111(E10) :6008, 2006.
- Kalnay, E. *Atmospheric modeling, data assimilation and predictability*. Cambridge University Press, 2003.
- Kieffer, H. H., Jakosky, B. M., Snyder, C. W., and Matthews, M. S. *Mars*. University of Arizona Press, Tucson, Tucson, 1992.
- Kleinböhl, A., Schofield, J. T., Kass, D. M., Abdou, W. A., Backus, C. R., Sen, B., Shirley, J. H., Lawson, W. G., Richardson, M. I., Taylor, F. W., Teanby, N. A., and McCleese, D. J. Mars Climate Sounder limb profile retrieval of atmospheric temperature, pressure, and dust and water ice opacity. *Journal of Geophysical Research (Planets)*, 114(E13) :E10006, October 2009.
- Kleinböhl, A., Schofield, J. T., Abdou, W. A., Irwin, P. G. J., and de Kok, R. J. A single-scattering approximation for infrared radiative transfer in limb geometry in the Martian atmosphere. *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, 112 :1568–1580, July 2011.
- Kleinböhl, A., John Wilson, R., Kass, D., Schofield, J. T., and McCleese, D. J. The semidiurnal tide in the middle atmosphere of Mars. *Geophysical Research Letters*, 40 :1952–1959, May 2013.

- Korablev, O., Grigoriev, A. V., Trokhimovsky, A., Ivanov, Y. S., Moshkin, B., Shakun, A., Dziuban, I., Kalinnikov, Y. K., and Montmessin, F. Atmospheric chemistry suite (ACS) : a set of infrared spectrometers for atmospheric measurements on board ExoMars trace gas orbiter. In *Infrared Remote Sensing and Instrumentation XXI*, volume 8867 of *Proceedings of the SPIE*, page 886709, September 2013.
- Lahoz, W., Khattatov, B., and Menard, R. *Data assimilation : making sense of observations*. Springer Science & Business Media, 2010.
- Lee, C., Lawson, W. G., Richardson, M. I., Heavens, N. G., Kleinböhl, A., Banfield, D., McCleese, D. J., Zurek, R., Kass, D., Schofield, J. T., Leovy, C. B., Taylor, F. W., and Toigo, A. D. Thermal tides in the Martian middle atmosphere as seen by the Mars Climate Sounder. *Journal of Geophysical Research (Planets)*, 114 :E03005, March 2009.
- Lee, C., Lawson, W. G., Richardson, M. I., Anderson, J. L., Collins, N., Hoar, T., and Mischna, M. Demonstration of ensemble data assimilation for Mars using DART, MarsWRF, and radiance observations from MGS TES. *Journal of Geophysical Research (Planets)*, 116(E15) :E11011, November 2011.
- Lefèvre, F., Lebonnois, S., Montmessin, F., and Forget, F. Three-dimensional modeling of ozone on Mars. *Journal of Geophysical Research (Planets)*, 109 :E07004, July 2004.
- Lefèvre, F., Bertaux, J.-L., Clancy, R. T., Encrenaz, T., Fast, K., Forget, F., Lebonnois, S., Montmessin, F., and Perrier, S. Heterogeneous chemistry in the atmosphere of Mars. *Nature*, 454 :971–975, 2008.
- Lei, L. and Anderson, J. L. Empirical Localization of Observations for Serial Ensemble Kalman Filter Data Assimilation in an Atmospheric General Circulation Model. *Monthly Weather Review*, 142 :1835–1851, May 2014.
- Lewis, J. M. and Derber, J. C. The use of adjoint equations to solve a variational adjustment problem with advective constraints. *Tellus Series A*, 37 :309, 1985.
- Lewis, S. R. and Barker, P. R. Atmospheric tides in a Mars general circulation model with data assimilation. *Advances in Space Research*, 36 :2162–2168, 2005.
- Lewis, S. R. and Read, P. L. An operational data assimilation scheme for the Martian atmosphere. *Advances in Space Research*, 16, 1995.
- Lewis, S. R., Read, P. L., and Collins, M. Martian atmospheric data assimilation with a simplified general circulation model : orbiter and lander networks. *Planetary Space Science*, 44 :1395–1409, November 1996.
- Lewis, S. R., Collins, M., and Read, P. L. Data assimilation with a martian atmospheric GCM : an example using thermal data. *Advances in Space Research*, 19 :1267–1270, May 1997.
- Lewis, S. R., Collins, M., Read, P. L., Forget, F., Hourdin, F., Fournier, R., Hourdin, C., Talagrand, O., and Huot, J.-P. A climate database for Mars. *Journal of Geophysical Research*, 104 :24177–24194, October 1999.

- Lewis, S. R., Read, P. L., Conrath, B. J., Pearl, J. C., and Smith, M. D. Assimilation of thermal emission spectrometer atmospheric data during the Mars Global Surveyor aerobraking period. *Icarus*, 192 :327–347, 2007.
- Lewis, S. R., Mulholland, D. P., Read, P. L., Montabone, L., Wilson, R. J., and Smith, M. D. The solsticial pause on Mars : 1. A planetary wave reanalysis. *Icarus*, 264 : 456–464, January 2016.
- Li, H., Kalnay, E., and Miyoshi, T. Simultaneous estimation of covariance inflation and observation errors within an ensemble Kalman filter. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 135 :523–533, January 2009.
- Lien, G.-Y., Kalnay, E., and Miyoshi, T. Effective assimilation of global precipitation : simulation experiments. *Tellus A*, 65, 2013.
- Lorenc, A. C., Bell, R. S., and MacPherson, B. The Meteorological Office analysis correction data assimilation scheme. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 117 :59–89, January 1991.
- Lynch, P. *The emergence of numerical weather prediction : Richardson's dream*. Cambridge University Press, 2006.
- Määttänen, A., Vehkamäki, H., Lauri, A., Merikallio, S., Kauhanen, J., Savijärvi, H., and Kulmala, M. Nucleation studies in the Martian atmosphere. *Journal of Geophysical Research (Planets)*, 110 :E02002, 2005.
- Määttänen, A., Pérot, K., Montmessin, F., and Hauchecorne, A. *Mesospheric Clouds on Mars and on Earth*, pages 393–413. The University of Arizona press, 2013.
- Madeleine, J.-B., Forget, F., Millour, E., Montabone, L., and Wolff, M. J. Revisiting the radiative impact of dust on Mars using the LMD Global Climate Model. *Journal of Geophysical Research (Planets)*, 116 :E11010, November 2011.
- Madeleine, J.-B., Forget, F., Millour, E., Navarro, T., and Spiga, A. The influence of radiatively active water ice clouds on the Martian climate. *Geophysical Research Letters*, 39 :L23202, 2012.
- Mahaffy, P. R., Webster, C. R., Atreya, S. K., Franz, H., Wong, M., Conrad, P. G., Harpold, D., Jones, J. J., Leshin, L. A., Manning, H., and et al. Abundance and Isotopic Composition of Gases in the Martian Atmosphere from the Curiosity Rover. *Science*, 341 :263–266, July 2013.
- Maltagliati, L., Montmessin, F., Fedorova, A., Korablev, O., Forget, F., and Bertaux, J.-L. Evidence of Water Vapor in Excess of Saturation in the Atmosphere of Mars. *Science*, 333 :1868–, September 2011.
- Maltagliati, L., Montmessin, F., Korablev, O., Fedorova, A., Forget, F., Määttänen, A., Lefèvre, F., and Bertaux, J.-L. Annual survey of water vapor vertical distribution and water-aerosol coupling in the martian atmosphere observed by SPICAM/MEx solar occultations. *Icarus*, 223 :942–962, April 2013.

- McCleese, D. J., Schofield, J. T., Taylor, F. W., Calcutt, S. B., Foote, M. C., Kass, D. M., Leovy, C. B., Paige, D. A., Read, P. L., and Zurek, R. W. Mars Climate Sounder : An investigation of thermal and water vapor structure, dust and condensate distributions in the atmosphere, and energy balance of the polar regions. *Journal of Geophysical Research (Planets)*, 112 :E05S06, May 2007.
- McCleese, D. J., Heavens, N. G., Schofield, J. T., Abdou, W. A., Bandfield, J. L., Calcutt, S. B., Irwin, P. G. J., Kass, D. M., Kleinböhl, A., Lewis, S. R., Paige, D. A., Read, P. L., Richardson, M. I., Shirley, J. H., Taylor, F. W., Teanby, N., and Zurek, R. W. Structure and dynamics of the Martian lower and middle atmosphere as observed by the Mars Climate Sounder : Seasonal variations in zonal mean temperature, dust, and water ice aerosols. *Journal of Geophysical Research (Planets)*, 115(E14) : E12016, December 2010.
- Milone, E. F. and Wilson, W. J. *Solar system astrophysics*. Springer, 2008.
- Miyoshi, T. The Gaussian Approach to Adaptive Covariance Inflation and Its Implementation with the Local Ensemble Transform Kalman Filter. *Monthly Weather Review*, 139 :1519–1535, May 2011.
- Miyoshi, T., Sato, Y., and Kadowaki, T. Ensemble Kalman Filter and 4D-Var Inter-comparison with the Japanese Operational Global Analysis and Prediction System. *Monthly Weather Review*, 138 :2846–2866, July 2010.
- Miyoshi, T., Yamane, S., and Enomoto, T. Localizing the error covariance by physical distances within a local ensemble transform Kalman filter (LETKF). *Scientific Online Letters on the Atmosphere*, 3 :89–92, 2007.
- Montabone, L., Lewis, S. R., and Read, P. L. Interannual variability of Martian dust storms in assimilation of several years of Mars global surveyor observations. *Advances in Space Research*, 36 :2146–2155, 2005.
- Montabone, L., Lewis, S. R., Read, P. L., and Hinson, D. P. Validation of martian meteorological data assimilation for MGS/TES using radio occultation measurements. *Icarus*, 185 :113–132, 2006.
- Montabone, L., Forget, F., Millour, E., Wilson, R. J., Lewis, S. R., Cantor, B., Kass, D., Kleinböhl, A., Lemmon, M. T., Smith, M. D., and Wolff, M. J. Eight-year climatology of dust optical depth on Mars. *Icarus*, 251 :65–95, 2015.
- Montmessin, F., Rannou, P., and Cabane, M. New insights into Martian dust distribution and water-ice cloud microphysics. *Journal of Geophysical Research (Planets)*, 107 :5037, June 2002.
- Montmessin, F., Forget, F., Rannou, P., Cabane, M., and Haberle, R. M. Origin and role of water ice clouds in the Martian water cycle as inferred from a general circulation model. *Journal of Geophysical Research (Planets)*, 109(E18) :E10004, October 2004.
- Mooring, T. A. and Wilson, R. J. Transient eddies in the MACDA Mars reanalysis. *Journal of Geophysical Research (Planets)*, 120 :1671–1696, October 2015.

- Mulholland, D. P., Read, P. L., and Lewis, S. R. Simulating the interannual variability of major dust storms on Mars using variable lifting thresholds. *Icarus*, 223 :344–358, 2013.
- Mulholland, D. P., Lewis, S. R., Read, P. L., Madeleine, J.-B., and Forget, F. The solstitial pause on Mars : 2 modelling and investigation of causes. *Icarus*, 264 : 465–477, January 2016.
- Määttänen, A. and Douspis, M. Estimating the variability of contact parameter temperature dependence with the Monte Carlo Markov Chain method. *GeoResJ*, 3–4 : 46 – 55, 2014. ISSN 2214-2428.
- Navarro, T., Madeleine, J.-B., Forget, F., Spiga, A., Millour, E., Montmessin, F., and Määttänen, A. Global Climate Modeling of the Martian water cycle with improved microphysics and radiatively active water ice clouds. *Journal of Geophysical Research (Planets)*, 119 :1479–1495, July 2014a.
- Navarro, T., Forget, F., Millour, E., and Greybush, S. J. Detection of detached dust layers in the Martian atmosphere from their thermal signature using assimilation. *Geophysical Research Letters*, 41 :6620–6626, October 2014b.
- Newman, C. E., Read, P. L., and Lewis, S. R. Investigating atmospheric predictability on Mars using breeding vectors in a general-circulation model. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 130 :2971–2989, October 2004.
- Phebus, B. D., Johnson, A. V., Mar, B., Stone, B. M., Colaprete, A., and Iraci, L. T. Water ice nucleation characteristics of JSC Mars-1 regolith simulant under simulated Martian atmospheric conditions. *Journal of Geophysical Research (Planets)*, 116 : 4009, April 2011.
- Pierrehumbert, R. T. *Principles of planetary climate*. Cambridge University Press, 2010.
- Putzig, N. E. and Mellon, M. T. Apparent thermal inertia and the surface heterogeneity of Mars. *Icarus*, 191 :68–94, 2007.
- Rafkin, S. C. R. The potential importance of non-local, deep transport on the energetics, momentum, chemistry, and aerosol distributions in the atmospheres of Earth, Mars, and Titan. *Planetary and Space Science*, 60 :147–154, 2012.
- Rafkin, S. C. R., Sta. Maria, M. R. V., and Michaels, T. I. Simulation of the atmospheric thermal circulation of a martian volcano using a mesoscale numerical model. *Nature*, 419 :697–699, October 2002.
- Read, P. L. and Lewis, S. R. *The Martian climate revisited : Atmosphere and Environment of a desert planet*. Springer/Praxis Publishing, 2004.
- Read, P. L., Lewis, S. R., and Mulholland, D. P. The physics of Martian weather and climate : a review. *Reports on Progress in Physics*, 78(12) :125901, December 2015.
- Richardson, L. F. *Weather prediction by numerical process*. Cambridge University Press, 1922.

- Richardson, M. I. and Wilson, R. J. Investigation of the nature and stability of the Martian seasonal water cycle with a general circulation model. *Journal of Geophysical Research (Planets)*, 107 :5031, May 2002.
- Richardson, M. I., Toigo, A. D., and Newman, C. E. PlanetWRF : A general purpose, local to global numerical model for planetary atmospheric and climate dynamics. *Journal of Geophysical Research*, 112(E09001), 2007.
- Rogberg, P., Read, P. L., Lewis, S. R., and Montabone, L. Assessing atmospheric predictability on Mars using numerical weather prediction and data assimilation. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 136 :1614–1635, August 2010.
- Ruiz, J. and Pulido, M. Parameter Estimation Using Ensemble-Based Data Assimilation in the Presence of Model Error. *Monthly Weather Review*, 143 :1568–1582, May 2015.
- Ruiz, J. J., Pulido, M., and Miyoshi, T. Estimating model parameters with ensemble-based data assimilation : Parameter covariance treatment. *J. Meteor. Soc. Japan*, 91 :453–469, 2013a.
- Ruiz, J. J., Pulido, M., and Miyoshi, T. Estimating model parameters with ensemble-based data assimilation : A review. *J. Meteor. Soc. Japan*, 91(2) :79–99, 2013b.
- Sanchez-Lavega, A. *An introduction to planetary atmospheres*. CRC Press, 2011.
- Schirber, S., Klocke, D., Pincus, R., Quaas, J., and Anderson, J. L. Parameter estimation using data assimilation in an atmospheric general circulation model : From a perfect toward the real world. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 5 : 58–70, March 2013.
- Schöniger, A., Nowak, W., and Hendricks Franssen, H.-J. Parameter estimation by ensemble Kalman filters with transformed data : Approach and application to hydraulic tomography. *Water Resources Research*, 48 :W04502, April 2012.
- Seinfeld, J. H. *Atmospheric chemistry and physics of air pollution*. Wiley, 1986.
- Smith, M. D. Interannual variability in TES atmospheric observations of Mars during 1999–2003. *Icarus*, 167 :148–165, January 2004.
- Smith, M. D. Spacecraft Observations of the Martian Atmosphere. *Annual Review of Earth and Planetary Sciences*, 36 :191–219, May 2008.
- Smith, M. D., Pearl, J. C., Conrath, B. J., and Christensen, P. R. Thermal Emission Spectrometer results : Mars atmospheric thermal structure and aerosol distribution. *Journal of Geophysical Research*, 106 :23929–23945, 2001.
- Smith, M. D., Conrath, B. J., Pearl, J. C., and Christensen, P. R. NOTE : Thermal Emission Spectrometer Observations of Martian Planet-Encircling Dust Storm 2001A. *Icarus*, 157 :259–263, May 2002.
- Smith, M. D., Wolff, M. J., Clancy, R. T., Kleinböhl, A., and Murchie, S. L. Vertical distribution of dust and water ice aerosols from CRISM limb-geometry observations. *Journal of Geophysical Research (Planets)*, 118 :321–334, February 2013.

- Solomentsev, D. V., Khattatov, B. V., Codrescu, M. V., Titov, A. A., Yudin, V., and Khattatov, V. U. Ionosphere state and parameter estimation using the Ensemble Square Root Filter and the global three-dimensional first-principle model. *Space Weather*, 10 :S07004, July 2012.
- Spiga, A., Faure, J., Madeleine, J.-B., Määttänen, A., and Forget, F. Rocket dust storms and detached dust layers in the Martian atmosphere. *Journal of Geophysical Research (Planets)*, 118 :746–767, April 2013.
- Spinrad, H., Münch, G., and Kaplan, L. D. Letter to the Editor : the Detection of Water Vapor on Mars. *Astrophysical Journal*, 137 :1319, May 1963.
- Steele, L. J., Lewis, S. R., and Patel, M. R. The radiative impact of water ice clouds from a reanalysis of Mars Climate Sounder data. *Geophysical Research Letters*, 41 :4471–4478, July 2014a.
- Steele, L. J., Lewis, S. R., Patel, M. R., Montmessin, F., Forget, F., and Smith, M. D. The seasonal cycle of water vapour on Mars from assimilation of Thermal Emission Spectrometer data. *Icarus*, 237 :97–115, July 2014b.
- Talagrand, O. and Courtier, P. Variational assimilation of meteorological observations with the adjoint vorticity equation. I : Theory. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 113 :1311–1328, October 1987.
- Talagrand, O., Vautard, R., and Strauss, B. Evaluation of probabilistic prediction systems. In *Proc. ECMWF Workshop on Predictability*, volume 1, page 25, 1997.
- Trainer, M. G., Toon, O. B., and Tolbert, M. A. Measurements of Depositional Ice Nucleation on Insoluble Substrates at Low Temperatures : Implications for Earth and Mars. *Journal of Physical Chemistry C*, 113(6) :2036–2040, feb 2009.
- Tschimmel, M., Ignatiev, N. I., Titov, D. V., Lellouch, E., Fouchet, T., Giuranna, M., and Formisano, V. Investigation of water vapor on Mars with PFS/SW of Mars Express. *Icarus*, 195 :557–575, 2008.
- Urata, R. A. and Toon, O. B. Simulations of the martian hydrologic cycle with a general circulation model : Implications for the ancient martian climate. *Icarus*, 226 :229–250, 2013.
- van Leeuwen, P. J. Particle Filtering in Geophysical Systems. *Monthly Weather Review*, 137 :4089, 2009.
- Wang, C., Bertrand, T., Forget, F., Spiga, A., and Millour, E. An atmospheric process to explain the formation of the detached layers of dust on Mars : GCM modelling, validation and comparison with observations. In *EGU General Assembly Conference Abstracts*, volume 17 of *EGU General Assembly Conference Abstracts*, page 13075, April 2015.
- Wang, H. and Ingersoll, A. P. Martian clouds observed by Mars Global Surveyor Mars Orbiter Camera. *Journal of Geophysical Research*, 107 :5078, 2002.

- Wang, H. and Richardson, M. I. The origin, evolution, and trajectory of large dust storms on Mars during Mars years 24-30 (1999-2011). *Icarus*, 251 :112–127, May 2015.
- Wang, H., Zurek, R. W., and Richardson, M. I. Relationship between frontal dust storms and transient eddy activity in the northern hemisphere of Mars as observed by Mars Global Surveyor. *Journal of Geophysical Research (Planets)*, 110(E7), 2005. ISSN 2156-2202. E07005.
- Wang, X. and Bishop, C. H. A Comparison of Breeding and Ensemble Transform Kalman Filter Ensemble Forecast Schemes. *Journal of Atmospheric Sciences*, 60 : 1140–1158, May 2003.
- Warren, S. G. Optical constants of ice from the ultraviolet to the microwave. *Applied Optics*, 23 :1206–1225, April 1984.
- Wilson, R. J. A general circulation model simulation of the Martian polar warming. *Geophysical Research Letters*, 24 :123–126, 1997.
- Wilson, R. J. Water Ice Clouds and thermal Structure in the Martian Tropics as Revealed by Mars Climate Sounder. In Forget, F. and Millour, E., editors, *Mars Atmosphere : Modelling and observation*, pages 219–222, 2011.
- Wilson, R. J. and Guzewich, S. D. Influence of water ice clouds on nighttime tropical temperature structure as seen by the Mars Climate Sounder. *Geophysical Research Letters*, 41 :3375–3381, May 2014.
- Wilson, R. J. and Hamilton, K. Comprehensive model simulation of thermal tides in the Martian atmosphere. *Journal of Atmospheric Sciences*, 53 :1290–1326, May 1996.
- Wilson, R. J., Neumann, G. A., and Smith, M. D. Diurnal variation and radiative influence of Martian water ice clouds. *Geophysical Research Letters*, 34 :L02710, January 2007.
- Wilson, R. J., Lewis, S. R., Montabone, L., and Smith, M. D. Influence of water ice clouds on Martian tropical atmospheric temperatures. *Geophysical Research Letters*, 35 :L07202, April 2008.
- Wolff, M. J., Smith, M. D., Clancy, R. T., Spanovich, N., Whitney, B. A., Lemmon, M. T., Bandfield, J. L., Banfield, D., Ghosh, A., Landis, G., Christensen, P. R., Bell, J. F., and Squyres, S. W. Constraints on dust aerosols from the Mars Exploration Rovers using MGS overflights and Mini-TES. *Journal of Geophysical Research (Planets)*, 111(E10) :12, 2006.
- Wolff, M. J., Smith, M. D., Clancy, R. T., Arvidson, R., Kahre, M., Seelos, F., Murchie, S., and Savijärvi, H. Wavelength dependence of dust aerosol single scattering albedo as observed by the Compact Reconnaissance Imaging Spectrometer. *Journal of Geophysical Research (Planets)*, 114 :E00D04, June 2009.
- Zhang, K. Q., Ingersoll, A. P., Kass, D. M., Pearl, J. C., Smith, M. D., Conrath, B. J., and Haberle, R. M. Assimilation of Mars Global Surveyor atmospheric temperature



- data into a general circulation model. *Journal of Geophysical Research : Planets*, 106(E12) :32863–32877, 2001. ISSN 2156-2202.
- Zhao, Y., Greybush, S., Wilson, R., Hoffman, R., and Kalnay, E. Impact of assimilation window length on diurnal features in a Mars atmospheric analysis. *Tellus A*, 67(0), 2015.
- Zurek, R. W. Diurnal tide in the Martian atmosphere. *Journal of Atmospheric Sciences*, 33 :321–337, February 1976.
- Zurek, R. W. and Smrekar, S. E. An overview of the Mars Reconnaissance Orbiter (MRO) science mission. *Journal of Geophysical Research (Planets)*, 112(E11) :5, 2007.
- Zurek, R. W., Barnes, J. R., Haberle, R. M., Pollack, J. B., Tillman, J. E., and Leovy, C. B. Dynamics of the atmosphere of Mars. In *Mars*, pages 835–933. Univ. of Ariz. Press, Tucson, 1992.