

# Images hyperspectrales et critères qualité

## Hyperspectral images and quality criteria

E. Christophe<sup>1</sup>

D. Léger<sup>2</sup>

C. Mailhes<sup>1</sup>

<sup>1</sup> IRIT - TéSA

<sup>2</sup> ONERA - DOTA

Tésa 14-16 Port St Etienne 31000 Toulouse  
emmanuel.christophe@tesa.prd.fr

### Résumé

*L'intérêt pour les données hyperspectrales est croissant au cours des dernières années. Traiter ces quantités de données importantes présente un défi et la plupart des applications sont encore en développement. Pour définir un système de compression de données efficace sans perdre le potentiel important de ces images, la définition de critères qualité est une étape indispensable. Cet article présente une méthode pour valider des critères qualité en fonction de leur capacité à prédire l'influence de dégradation sur les applications des utilisateurs finaux. Un nombre important de critères qualité est défini, puis évalué. Finalement, cinq critères sont retenus pour donner une bonne estimation de l'impact des dégradations sur des applications classiques de classification.*

### Mots Clef

Critère qualité, hyperspectral, compression.

### Abstract

*Hyperspectral data appears to be of a growing interest over the past few years. However, applications for hyperspectral data are still in their infancy. Handling the significant size of hyperspectral data presents a challenge for the user community. To enable efficient data compression without losing the potentiality of hyperspectral data, the notion of data quality is crucial for the development of applications. To assess the data quality, quality criteria relevant to end-user applications are required.*

*The purpose of this paper is to provide quality criteria corresponding well to the impact of degradation on end-user applications. Several quality criteria adapted to hyperspectral context are evaluated. Finally, five criteria are selected to give a good estimation of the degradation impact on classification.*

### Keywords

Quality criteria, hyperspectral, compression.

## 1 Introduction

Une image hyperspectrale consiste en une même scène acquise à plusieurs longueurs d'onde (ou bandes spectrales) différentes. On considère ici des images hyperspectrales provenant de capteurs aéroportés ou satellitaires, la scène observée est donc la surface de la Terre vue de dessus.

Le terme *hyperspectral* est généralement utilisé pour des données spectrales contenant des centaines d'échantillons de spectres. Ces échantillons étant acquis pour chaque pixel d'une image, les données produites sont de taille importante : typiquement de l'ordre de 1 Go pour une image.

Les images hyperspectrales occupant un espace mémoire important, il est indispensable d'effectuer des opérations de compression de données. Les techniques de compression sans pertes (DPCM sans quantification, codages entropiques...) ne permettent pas d'obtenir des taux suffisants (2 : 1 à 3 : 1 en général). Cette limitation est due en partie au bruit introduit par les capteurs haute résolution [1]. Les recherches se dirigent donc vers une compression quasi sans perte à bord du satellite qui aurait un taux de compression de l'ordre de 10 : 1 pour un impact négligeable sur les données.

Comme la compression est effectuée à bord, les pertes sont définitives. Accepter de perdre de l'information peut sembler paradoxal, mais il faut bien voir que la compression permettra d'acquérir et de transmettre plus d'images et de le faire plus vite. Pour les utilisations en temps réel des données, des courts délais de transmission sont essentiels. En fait, supprimer l'information la moins utile permet de conserver plus d'information utile, donc la qualité globale des données augmente. Le fait d'effectuer une quantification par exemple introduit également une dégradation des données (bruit de quantification), et pourtant l'utilité de cette étape n'est plus à démontrer. L'impact de la compression sur la qualité des données et son effet sur la performance des applications doit donc être précisément évalué. Pour apprécier cet impact de manière fiable, il est important de définir un ou plusieurs critères de qualité. D'autres pa-

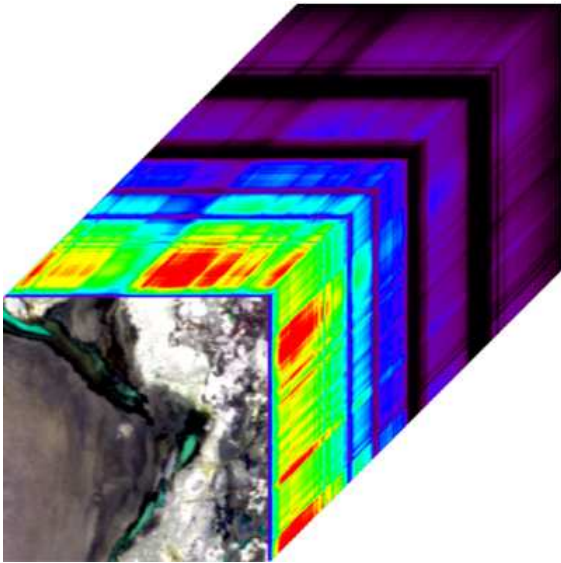


Figure 1: Cube hyperspectral (Railroad Valley par Aviris)

piers présentent des évaluations de critère qualité pour les images hyperspectrales, mais en restant dans le contexte d'une seule application [7], [3].

Cet article va donc présenter les critères de qualité habituellement utilisés dans le domaine du traitement du signal ou de l'image en tentant d'étendre leur usage au domaine de l'hyperspectral. Il va également présenter les critères utilisés actuellement en hyperspectral. Des simulations seront ensuite effectuées pour comparer les valeurs de qualité obtenues par divers critères avec les performances des applications traditionnelles.

## 2 Images hyperspectrales

Une image hyperspectrale est obtenue grâce à un spectro-imageur. L'acquisition d'une même scène est réalisée dans plusieurs bandes spectrales. La différence par rapport aux images multispectrales tient au nombre important de bandes (100 à 200), à leur largeur fine (10 à 20 nm) et au fait qu'elles soient contiguës. Cette dernière propriété permet une reconstruction du spectre de chaque pixel : on réalise en fait un échantillonnage du spectre (Fig. 3). Cet échantillonnage doit être assez fin pour permettre une bonne reconstruction [5].

Les données hyperspectrales sont donc acquises selon trois directions : deux spatiales et une spectrale. Une représentation possible de ces données peut être faite sous la forme d'un cube hyperspectral (Fig. 1). La première face du cube est alors la scène spatiale, souvent une composition colorée de trois bandes spectrales. Toutes les scènes pour les différentes longueurs d'onde sont ensuite empilées pour donner le cube. Les autres faces du cube représentent alors respectivement les luminances, selon les longueurs d'onde, des lignes et des colonnes en bordure du cube.

Une première manière de voir les données est de considérer chaque valeur indépendamment des autres, chaque

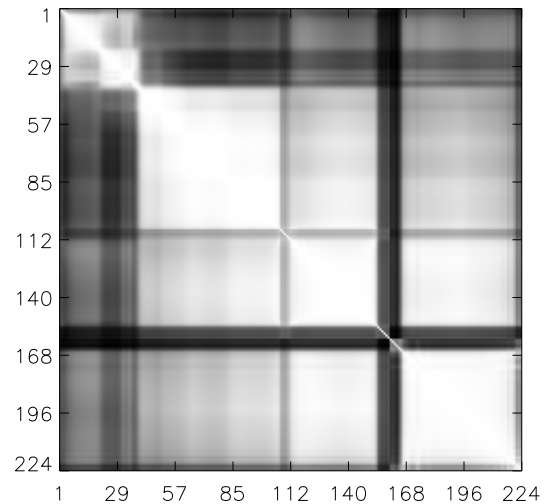


Figure 2: Corrélation *spectrale* (inter-bandes), sur *Moffett Field* par Aviris. Le pixel  $(i, j)$  de l'image de corrélation représente la valeur du coefficient de corrélation entre les bandes  $i$  et  $j$ , blanc correspondant à 1 et noir à 0. Il apparaît que des corrélations existent entre des bandes très éloignées

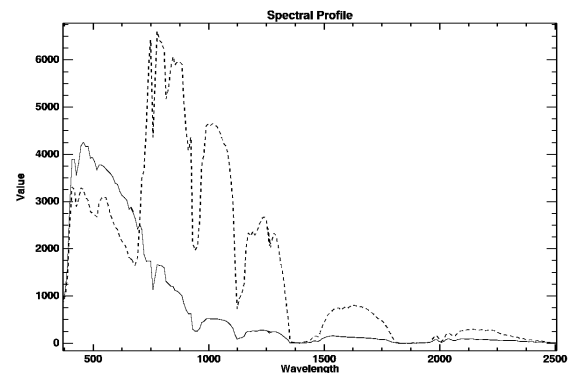


Figure 3: Profil spectral : zone minérale (continu) et zone de végétation (pointillés).

valeur correspondant à la luminance d'un pixel pour une longueur d'onde donnée. On considère alors les trois directions comme équivalentes.

En réalité, les propriétés des valeurs sont différentes selon les directions spectrale et spatiales. Dans les directions spatiales, la corrélation est plutôt à faible distance, et décroît rapidement quand le décalage augmente. Au contraire, la corrélation spectrale est présente pour tout le spectre (Fig. 2). Les propriétés statistiques sont donc différentes selon la direction considérée.

Pour voir les images hyperspectrales de manière non isotrope, on peut choisir de privilégier l'une ou l'autre des directions. Selon la dimension privilégiée, on appliquera plutôt des traitements du domaine de l'image ou du signal.

### 3 Critères qualité

Le terme de *qualité image* ou de *critère qualité* n'est pas un terme intuitif, il est donc nécessaire de préciser sa signification. La définition suivante est commune au CNES et à l'Onera et est tiré d'un rapport commun [4]. Cette définition couvre le domaine de l'acquisition d'image en général et n'est pas orienté spécialement pour l'imagerie hyperspectrale.

La notion de qualité image est indispensable pour caractériser le besoin selon les applications. Cette notion est donc relative et dépend du besoin en aval. Les critères de qualité image qualifient toute la chaîne image, depuis la scène observée jusqu'au produit final. Tous les aspects de la chaîne doivent donc être pris en compte, ce qui inclut la partie instrumentale (optique, détection, chaîne électronique, quantification), les traitements bord (égalisation, débruitage, compression), la plate-forme (contrôle d'altitude et orbite, architecture mécanique, atmosphère), mais également les traitements sol effectués avant la distribution de l'image.

Les critères adoptés sont fortement liés aux caractéristiques des instruments : bruit radiométrique, FTM (Fonction de Transfert de Modulation), localisation, altération des longueurs, ... Certains critères sont plus difficiles à définir. C'est le cas par exemple d'un critère rendant compte des artefacts structurés créés par une compression de type JPEG. Dans le cas des images hyperspectrales, la dimension spectrale devra faire l'objet d'une attention particulière puisque c'est principalement selon cette dimension que fonctionnent les applications. Cette dissymétrie au niveau des dimensions, tant au niveau des propriétés statistiques que des utilisations qui en sont faites rend délicate l'adaptation des critères qualité existants.

Cette notion de critère qualité, en adéquation avec les applications en aval, est donc particulièrement intéressante pour évaluer l'impact d'un procédé de compression sur l'exploitation de l'image finale.

Les différents critères adaptés aux images hyperspectrales peuvent être regroupés en trois catégories :

- 8 provenant des critères statistiques classiques : MSE, RMSE, RRMSE, MAD, PMAD, MAE, SNR et PSNR ;
- 4 spécifiques à la dimension spectrale des données : MSS, MSA, MSID et Pearson ;
- 6 adaptations de critères d'image :  $Q_\lambda$ ,  $Q_{(x,y)}$ ,  $Q_m$ ,  $F$ ,  $F_\lambda$  et  $F_{(x,y)}$ .

Le détail de la formulation de ces critères peut être trouvé dans [2].

### 4 Évaluation des critères

L'objectif consiste à valider les critères qualité retenus par rapport à un panel d'applications courantes en hyperspectral. On peut comparer ce problème à la validation de critères qualité pour les images normales ou pour les séquences vidéo, l'objectif étant dans ce cas d'avoir des résultats significatifs par rapport à l'œil humain. Ce problème n'est pas simple et a fait l'objet de nombreuses publications

au cours des 20 dernières années. La démarche utilisée ici est principalement adaptée des travaux du *Video Quality Expert Group* [8] dont le but est de déterminer un critère objectif de mesure de la qualité des séquences vidéo en adéquation avec la perception humaine.

Dans le cas des images hyperspectrales, ce sont rarement des observateurs humains qui vont directement utiliser les images. La quantité d'information est trop importante pour être directement exploitée, on utilise donc des traitements automatisés. Ce sont les traitements automatisés qui vont jouer le rôle des observateurs humains dans l'évaluation des critères.

#### 4.1 Applications de référence

Un traitement classique, appliqué aux images hyperspectrales est la classification pour regrouper les pixels de l'image présentant des caractéristiques communes.

Les simulations pour la classification sont réalisées sur l'image Moffett qui présente des zones homogènes contrastant fortement entre elles (marais salants) dans une partie de l'image et une zone plutôt urbaine dans l'autre partie.

La classification réalisée est une classification supervisée par rapport à des régions d'intérêts définies dans l'image [6]. Les pixels sont classifiés par rapport à leur distance au sens du *Spectral Angle* ou de *Mahalanobis* aux pixels moyens des régions d'intérêt, une classification par *Maximum de Vraisemblance* est également effectuée. Pour la classification par *Spectral Angle* un seuil est fixé à un SAM de  $0.15rad$ . Certains pixels se trouveront à des distances supérieures, et ne seront donc pas classifiés. L'importance de la présence de cette classe de rejet sera précisée par la suite.

En l'absence de réalité terrain pour qualifier les résultats de la classification en absolu, on compare les *variations* de classification causées par les dégradations par rapport à l'image non dégradée. Pour chaque dégradation appliquée, deux valeurs sont utilisées : le nombre de pixels qui ne sont pas classifiés (dans le cas où on a une classe de rejet) et le nombre de pixels qui ont changé de classe.

#### 4.2 Dégradations appliquées

Différentes dégradations sont appliquées aux images afin de simuler au mieux les pertes dues à la compression ou à des défauts instrumentaux.

Le premier type de dégradation appliqué est un bruit blanc gaussien additif dont on modifie la variance. Ce bruit modélise les défauts d'acquisition de l'appareil au niveau électronique, ainsi que le bruit de quantification. La deuxième modification est un flou appliqué à l'image, selon la dimension spectrale, les dimensions spatiales ou selon les trois dimensions. Ce flou représente les défauts provoqués sur l'image par un défaut de FTM (taille de la tache image), par une compression par ondelettes (qui a tendance à rendre l'image floue) ou par une dégradation de la résolution. Le troisième type de bruit ajouté à l'image est un phénomène de Gibbs qui provoque un rebond après les fortes transitions. Cet effet apparaît lorsqu'on applique un filtre passe-

bas à un signal. Enfin, la dernière dégradation appliquée est une compression par JPEG2000 en utilisant une transformée en ondelette pour réduire la corrélation entre les différentes bandes et une optimisation par lagrangien du débit entre les sous-bandes en plus du schéma classique de compression.

## 5 Résultats de l'étude

Une première partie présentera la manière de lire ces courbes, ainsi que le type d'interprétation que l'on peut en tirer. Une deuxième partie détaillera les conclusions obtenues à partir des simulations effectuées.

### 5.1 Lecture des résultats

Les courbes sont tracées pour 18 critères de qualité, pour différents niveaux et types de dégradation. Ces résultats sont comparés aux performances des applications sélectionnées.

Chaque courbe est tracée en représentant la valeur du critère qualité en abscisse et la performance de l'application en ordonnée. Chaque point correspond à une situation donnée, i.e. un type et un niveau de dégradation appliqué à une image. Pour faciliter la lecture, la valeur du critère qualité représentant une qualité maximum est représentée à gauche. L'image d'origine se trouve donc ainsi positionnée dans le coin inférieur gauche. Différents symboles sont utilisés pour les différents types de dégradation, permettant ainsi de distinguer les points forts des applications.

Bruit Blanc	+
Flou Spectral	*
Flou Spatial	x
Gibbs	◇
Compression JPEG2000	□

Un critère qualité répond correctement s'il donne une faible dispersion des points (Fig. 5). Si on obtient ce cas de figure, cela signifie que lorsque les performances de l'application baissent, le critère qualité en rend bien compte et dans une bonne proportion. Au contraire, si les points sont dispersés, cela montre que le critère étudié va réagir plus fortement à certaines dégradations par rapport à d'autres (Fig. 4). Dans le cas où la réponse est concentrée le long d'un axe vertical, c'est que le critère ne réagit pas pour des dégradations qui sont pénalisantes pour l'application étudiée, il sous-estime l'importance de cette dégradation. À l'inverse, lorsque la réponse est concentrée le long d'un axe horizontal, le critère surestime l'impact de la dégradation sur l'application.

### 5.2 Interprétation

Les résultats pour la classification sont étudiés pour une même méthode de classification (SAM) sur deux images différentes pour s'assurer que les résultats seront applicables à d'autres images. Les deux images choisies sont deux parties de l'image Moffett acquise par Aviris. La première est une zone plutôt uniforme, tandis que la deuxième est une zone de ville très découpée.

D'autre part, pour vérifier que les résultats sont généralisables à d'autres méthodes de classification, les mesures sont effectuées pour la même image avec trois méthodes de classification différentes : SAM, Mahalanobis et Maximum de vraisemblance. Les résultats pour les classifications de Mahalanobis et Maximum de vraisemblance sont très similaires : très grande sensibilité à la présence de bruit blanc. En revanche, la classification par SAM est très peu sensible au bruit blanc.

Les résultats obtenus sont très hétérogènes, certains critères surestimant ou sous-estimant beaucoup l'impact de certaines dégradations. L'impact du flou spectral par exemple est largement surestimé par la plupart des critères : tous les critères (Fig. 4 par exemple) sauf  $F_\lambda$  surestiment cet impact. Certains critères sont très sensibles à la présence de bruit blanc (PMAD, MAE et SID), alors que la classification par SAM n'y réagit quasiment pas.  $Q_{(x,y)}$  est complètement insensible aux dégradations touchant le plan spatial : aucune sensibilité à un phénomène de Gibbs ou à un flou spatial, bien que ces dégradations déforment également le spectre.

Deux types de critères peuvent être intéressants. Un critère réagissant uniformément à toutes les dégradations de la même manière que les applications serait idéal, mais comme on l'a vu dans la partie précédente, toutes les applications ne réagissent pas de la même manière. D'un autre côté, les critères réagissant fortement ou pas du tout à une dégradation sont intéressants pour permettre de qualifier la nature de la dégradation.

### 5.3 Critères de qualité proposés

Certains critères permettent de bien rendre compte de l'importance des dégradations causées quel que soit le type de ces dégradations. C'est le cas notamment du critère  $F_\lambda$  particulièrement bien en phase avec la classification par SAM. À partir des courbes, il est possible d'extraire certaines tendances pour certains critères. Néanmoins, une étude numérique a été faite pour compléter. D'après les résultats de cette étude, il est possible de ne garder que 5 critères qui vont permettre de quantifier et de qualifier la dégradation sur l'image. Ces 5 critères sont :  $F_\lambda$ , RRMSE, MAD, MAE et  $Q_{(x,y)}$  (Tab. 1)

	+ sensible	- sensible
Bruit blanc	RRMSE	$F_\lambda$
Flou Spectral	$Q_{(x,y)}$	$F_\lambda$
Flou Spatial	$F_\lambda$	$Q_{(x,y)}$
Gibbs	MAE	$Q_{(x,y)}$
J2K	$Q_{(x,y)}$	$F_\lambda$

Table 1: Bilan de la sensibilité des critères aux dégradations

## 6 Perspectives

Dans la partie précédente, on a pu voir que certains critères qualité étudiés réagissent différemment selon le type de la dégradation considérée. En combinant certains critères, il est possible de caractériser le type de dégradation qui a été

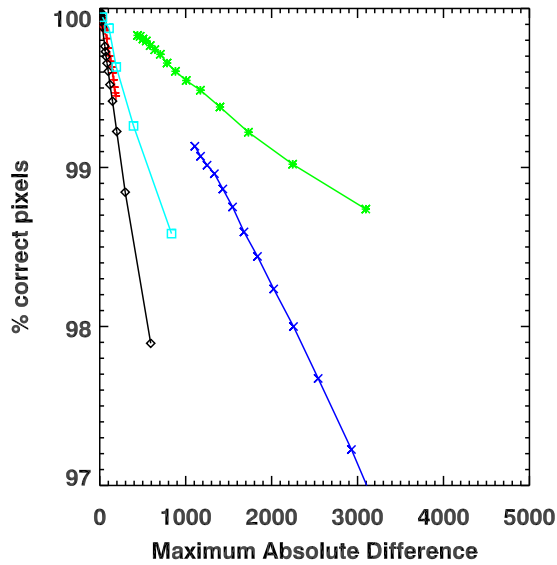


Figure 4: MAD vs. classification SAM (signification des symboles Tab. 5.1) : sous-estimation du phénomène de Gibbs et surestimation du flou spectral.

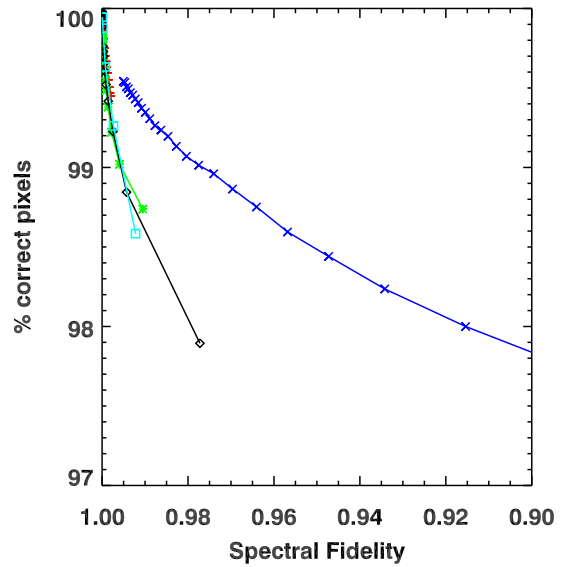


Figure 5:  $F_\lambda$  vs. classification SAM (signification des symboles Tab. 5.1) : la dispersion pour toutes les dégradations est faible. Ce critère réagit d'une manière similaire à l'application.

appliqué à l'image. Prenons par exemple le RRMSE, réagissant fortement au bruit blanc, associé au critère  $Q_\lambda$ . Si on se trouve dans le cas où le RRMSE indique une dégradation importante, alors que le critère  $Q_\lambda$  signifie qu'il n'y a pas de dégradation, on peut conclure que la dégradation est probablement un bruit blanc. Si au contraire le  $Q_\lambda$  indique aussi une forte dégradation, il s'agit plutôt d'un bruit de type flou spatial.

En généralisant cet exemple, il devient possible de représenter chaque image dégradée par un point dans une base à  $n$  dimensions formée par ces critères. Les différents types de dégradation vont alors se rassembler sous forme de groupes séparables. On peut ainsi caractériser la nature de la dégradation qui a été appliquée à l'image.

Dans un objectif de conception instrumentale, on veut caractériser les performances d'un instrument. Dans ce cas, on ne dispose pas d'image de référence permettant de qualifier cet instrument. Pour pouvoir utiliser les critères bivariants, on peut réaliser une acquisition sur un site témoin, d'autre part, on modélise l'image que l'on obtiendrait grâce à une connaissance de la vérité terrain. La comparaison entre l'image simulée et l'image obtenue par l'instrument permet d'obtenir une valeur de qualité.

En rajoutant les considérations précédentes concernant la caractérisation des dégradations, on pourrait ainsi préciser quelle partie de l'instrument est à améliorer en priorité.

## 7 Remerciements

Ce travail a été financé par le Centre National d'Études Spatiales (CNES), l'Office National d'Études et de Recherches Aérospatiales (ONERA) et Alcatel Space.

## References

- [1] B. Aiazzi, L. Alparone, and S. Baronti. Near-lossless compression of 3-D optical data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39(11):2547–2557, Nov. 2001.
- [2] E. Christophe, D. Léger, and C. Mailhes. Comparison and evaluation of quality criteria for hyperspectral imagery. In *Image Quality and System Performance II*, volume 5668. SPIE, Jan. 2005.
- [3] B. Hu, S.-E. Qian, D. Haboudane, J. R. Miller, A. B. Hollinger, N. Tremblay, and E. Pattey. Retrieval of crop chlorophyll content and leaf area index from decompressed hyperspectral data : the effects of data compression. *Remote Sensing of Environment*, 92:139–152, 2004.
- [4] A. Kattnig, D. Leger, V. Michau, L. Mugnier, M. Duplaa, P. Henry, and C. Valorge. Pôle optique spatiale, groupe de proposition et d'exécution, sous-groupe : Qualité et restauration d'image État des lieux. Technical report, CNES / Onera, Nov. 1999.
- [5] D. Landgrebe. Hyperspectral image data analysis. *IEEE Signal Processing Magazine*, 19(1):17–28, Jan. 2002.
- [6] J. A. Richards. *Remote Sensing Digital Image Analysis*. Springer-Verlag, Berlin, 1999.
- [7] M. J. Ryan and J. F. Arnold. Lossy compression of hyperspectral data using vector quantization. *Remote Sensing of Environment*, 61:419–436, 1997.
- [8] VQEG. Final report from the video quality experts group on the validation of objective models of video quality assessment, phase II. Technical report, VQEG, Aug. 2003. <http://www.vqeg.org>.