

Nouvel outil de mesure non destructive de la qualité des mangues par télédétection

**Eliane K. N. ASSOI^{1*}, Wilfried DIBI¹, Anicet K. KOUAKOU¹, Benoit Kouakou KOUAKOU¹,
Thomas KOFFI² et Jérémie T. ZOUEU¹**

¹ *Institut National Polytechnique-Houphouët Boigny, Laboratoire d'Instrumentation Image et Spectroscopie,
BP 1093 Yamoussoukro, Côte d'Ivoire*

² *Université Nangui Abrogoua, Laboratoire de Physique Fondamentale Appliquée,
02 BP 801 Abidjan 02, Côte d'Ivoire*

* Correspondance, courriel : akeneli@yahoo.com

Résumé

Nous avons développé dans ce travail une méthode d'évaluation de la qualité des fruits basée sur la spectroscopie par télédétection passive. Utilisant la lumière solaire, un télescope couplé à un spectromètre a permis d'acquérir les spectres de réflectance de mangues présentant deux niveaux de maturité. Ces spectres ont été corrélés à l'aide de la régression PLS à des paramètres chimiques de qualité mesurés sur ces mangues à savoir : La teneur en matière soluble, le pH et la teneur en eau. Les résultats obtenus montrent d'une part que le modèle de prédiction de la teneur en sucre est réussi avec un RPD de 3,8 et une valeur de coefficient de corrélation de 0,93 en validation croisée. D'autre part, les modèles de prédiction du pH et de la teneur en eau obtenus sont acceptables avec des RPD de pH de 2,14 et RPD de la teneur en eau de 1,9. Les valeurs de coefficient de corrélation du pH et de la teneur en eau confirme la performance de ces modèles. L'utilisation de cette technique permet donc d'avoir une appréciation rapide et précise de la qualité des mangues.

Mots-clés : *télédétection, qualité des fruits, spectroscopie, réflectance optique.*

Abstract

New tool for non-destructive measurement of mango quality by remote sensing

This work focuses on the development of an alternative method of assessing fruit quality based on remote sensing spectroscopy. Using solar light, a telescope coupled to a spectrometer allowed the acquisition of reflectance spectra of mangoes with two levels of maturity. These spectra were correlated using PLS regression to quality chemical parameters measured on these mangoes namely : Soluble matter content, pH and water content. The results obtained show, on the one hand, that the prediction model of the sugar content is successful with a RPD of 3.8 and a correlation coefficient value of 0.93 in cross-validation. On the other hand, the predicted pH and water content prediction models are acceptable with RPDs of pH 2.14 and water content RPD of 1.9. The correlation coefficient values of pH and water content confirms the performance of these models. The use of this technique allows to have a quick and accurate appreciation of the quality of mangoes.

Keywords : *remote sensing, fruit quality, spectroscopy, optical reflectance.*

1. Introduction

Les fruits constituent une importante ressource nutritionnelle et économique pour les pays en développement. Ces fruits deviennent, avec le développement des civilisations, l'objet de soins particuliers. En effet, ils sont de véritables sources de micronutriments pour l'équilibre alimentaire des populations. En complément à leur rôle nutritif, ils fournissent à l'organisme des vitamines, des sels minéraux, des fibres alimentaires et des acides organiques, éléments indispensables au bon fonctionnement de l'organisme [1, 2]. Les déficiences en micronutriments sont à l'origine de diverses maladies et dysfonctionnements de l'organisme. Le récent rapport FAO / OMS sur l'alimentation et les maladies chroniques indique clairement que la consommation de fruits peut diminuer les risques d'obésité, de maladies cardiovasculaires, de diabète de type 2 et de cancer [3]. Malgré les innovations technologiques, les techniques actuelles d'analyse de qualité des fruits restent encore manuelles voir destructives. Ces techniques sont basées sur des méthodes nécessitant l'extraction du jus des fruits et cela introduit parfois des artefacts [4, 5] au niveau des paramètres de qualité. De plus, la détermination de chaque paramètre de qualité requiert un protocole spécifique souvent difficile à réaliser. Les résultats de ces analyses sont parfois obtenus plusieurs jours après analyses. Des méthodes non destructives sont alors explorées. Elles présentent de nombreux atouts en comparaison aux méthodes destructives. Leur mise en œuvre est rapide et non destructive sur les échantillons de fruits et permettent une analyse globale de la qualité des fruits. Une des techniques repose sur un système portable Sinclair IQ doté d'un capteur piézoélectrique qui génère un signal électrique proportionnel à la dureté du fruit (dur ou mou) pour déterminer sa fermeté. La spectroscopie proche infrarouge semblerait être une alternative efficace.

De nombreuses études mettent en évidence le potentiel de la spectroscopie proche infrarouge appliquée aux fruits et légumes et en promouvant ainsi son utilisation comme technique d'analyse rapide et non destructive des caractéristiques internes et externes [6, 7]. [8] ont utilisé cette technique pour suivre l'évolution des abricots au verger et déterminer leurs paramètres physico-chimiques. [9] ont mis en place un appareil portatif, le SpectronTM utilisant la spectroscopie proche infrarouge pour déterminer le taux de sucre, l'acidité totale, la teneur en eau et la concentration en anthocyanes et prédire la maturité du raisin. Des éventuelles améliorations de cette technique ont été faites et plusieurs travaux le démontrent. Les travaux de [10] ont montré la possibilité de discriminer les fruits et de prédire certains descripteurs sensoriels à l'aide d'un appareil portatif. De plus, des études antérieures ont démontré le potentiel de cette technique pour la détermination non destructive de paramètres de qualité dans la mangue [11 - 13]. Ces différents outils et méthodes présentés permettent d'accéder aux paramètres de qualité. Cependant la plupart de ces techniques emploient des outils dont l'utilisation requiert assez de temps car l'analyse étant faite sur chaque fruit. La télédétection est une technique qui permet d'effectuer des mesures à distance et à grande échelle. Cette méthode est utilisée dans plusieurs domaines et en particulier dans le domaine de l'agriculture [14 - 16]. Il s'agit donc dans ce travail de développer une nouvelle instrumentation combinant télédétection et spectroscopie pour évaluer les paramètres de qualité au niveau des fruits tels que les mangues.

2. Matériel et méthodes

2-1. Matériel

2-1-1. Matériel végétal

Un total de 50 mangues recueillies à proximité du site de l'institut INP-HB ont constitué nos échantillons. Ceux-ci ont été récoltés à différents stades de maturité à savoir, fruits murs et non murs

2-1-2. Dispositif expérimental

Le dispositif est constitué d'un ordinateur portable (HP, corei3), d'un spectromètre ocean optics USB4000 et d'un télescope de Newton. Sur le télescope est placée une caméra qui capte l'image de l'échantillon pour être affichée à l'ordinateur pendant l'alignement. Le spectromètre est relié au télescope par une fibre optique. C'est un appareil de mesure qui permet la décomposition spectrale du flux lumineux provenant du télescope par la fibre optique puis d'associer une intensité à chaque longueur d'onde de la lumière. La visualisation et l'enregistrement des spectres des différents échantillons sont effectués à l'aide du logiciel Spectrasuite (Ocean Optics USB400). Nous pouvons résumer le système par la **Figure 1** ci-dessous :

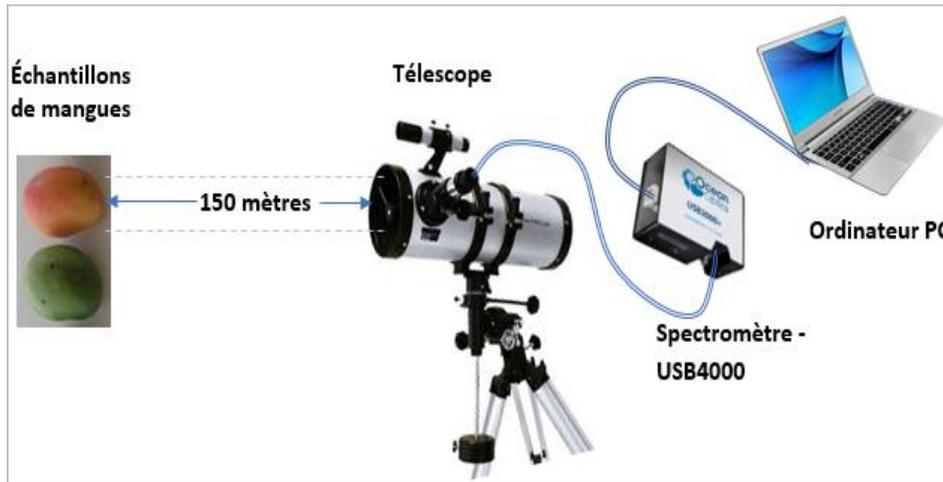


Figure 1 : Schéma du dispositif expérimental

2-2. Méthodes

2-2-1. Mesures classiques

Les mesures classiques sont des mesures effectuées dans le laboratoire de chimie pour déterminer les paramètres de qualité des fruits. Ces paramètres concernent le taux de sucre, la teneur en eau et le pH. La mesure de la teneur en eau des échantillons de mangues, fruits à pulpe consiste à déterminer la quantité d'eau contenue dans le fruit. Pour ce faire, une partie de l'échantillon a été prélevée et pesée. Elle a été ensuite séchée à l'étuve ventilée à 105°C pendant 24 heures. Après la sortie de l'étuve, elle est pesée à nouveau. La teneur en eau est calculée comme suit [17] :

$$T_c = \frac{m_D - m_E}{m_D} \times 100 \tag{1}$$

T_c étant la teneur en eau de l'échantillon en %, m_D la masse de l'échantillon avant séchage en g, m_E la masse de l'échantillon après séchage en g

Quant au pH et la teneur en sucre une masse de 10 g a été prélevée et broyée à l'aide d'une centrifugeuse pour en extraire le jus. Le jus obtenu a servi à déterminer le pH à l'aide d'un pH-mètre et la teneur en sucre à l'aide d'un réfractomètre.

2-2-2. Mesures spectroscopiques

2-2-2-1. Acquisition des spectres de réflectance

Les mesures spectroscopiques sont réalisées à l'aide du spectromètre USB 4000 *ocean optic* piloté par le logiciel Spectrasuite. Ce logiciel présente dans son interface des modes de mesures : L'absorption, la réflexion, diffusion et la transmission. Il permet le choix du mode de mesure et le contrôle du flux de photons qui arrive au détecteur du spectromètre. Dans le mode réflexion, cas de notre mesure, on active le mode « Réflexion ». L'obtention du spectre de réflectance nécessite trois types de mesures :

- Mesure de la référence R_b ;
- Mesure du bruit R_d ;
- Mesure brute de réflectance de l'échantillon R_s contenant du bruit dû aux réflexions de l'environnement et aux systèmes électroniques.

Ces trois signaux R_b , R_d et R_s sont acquis dans les mêmes conditions, c'est-à-dire l'échantillon et le réflecteur doivent être placés à la même position par rapport au dispositif expérimental et l'illumination provenant de l'environnement doit être la même. Le spectre corrigé R de l'échantillon est alors donné par la relation [18] :

$$R = \frac{R_s - R_d}{R_b - R_d} \quad (2)$$

La mesure de référence R_b est effectuée en mettant un diffuseur à la place de l'échantillon, car le spectre de réflectance se mesure par rapport à un réflecteur parfait. L'utilisation du diffuseur permet une distribution régulière d'intensité dans le champ entier de vision de la caméra, de sorte qu'une illumination légèrement irrégulière dans ce champ soit automatiquement corrigée [19]. Le signal R_d de bruit traduit les réflexions dues à l'environnement, au système optique et aux bruits électroniques. Le signal R_s bruité de l'échantillon est mesuré après avoir placé l'échantillon sur le site de mesure.

2-2-2-2. Prétraitement des spectres de réflectance

Les spectres obtenus des fruits ne peuvent pas être directement utilisés. Avant toute analyse, ils doivent subir certaines corrections ou transformations [20]. Ces corrections permettront de supprimer ou de réduire les variations non justifiées dans les spectres ou les interférences dans les spectres [10]. De plus, ces prétraitements permettent d'améliorer la précision des modèles de calibration tout en éliminant les informations non pertinentes des spectres dues à des sources inconnues telles que des irrégularités de surface, la variation de distance de l'échantillon et du détecteur [21]. Les méthodes de prétraitement utilisées dans cette étude sont le filtre Gaussien et dérivée seconde.

2-2-2-3. Analyse statistique des données

L'organigramme ci-dessus résume les différentes méthodes appliquées aux données pour aboutir aux résultats.

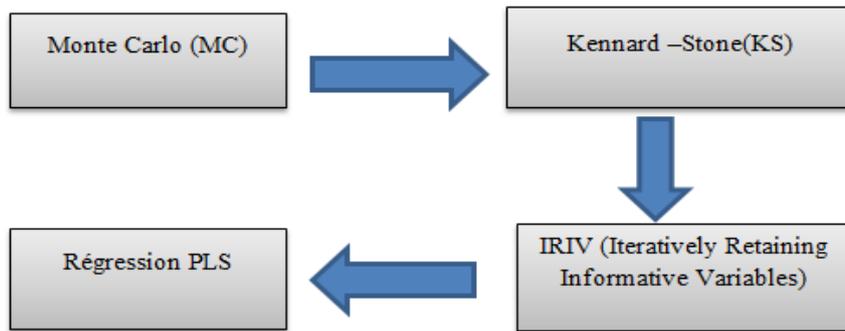


Figure 2 : Diagramme des différentes méthodes de traitement des données

2-2-2-3-1. Méthode Monte Carlo

La méthode MC est une approche qui consiste à repérer des échantillons douteux contenus dans un ensemble de données [22]. On utilise cette méthode afin d'augmenter la performance du modèle de prédiction. Le principe de la méthode consiste à étudier la distribution des erreurs de prédiction de chaque échantillon obtenu à partir de l'ensemble de données originale. Le nombre de composants principaux a été déterminé en utilisant la validation croisée dans les méthodes PLS et PCR (Principal Component Regression). Pour un nombre donné d'itération, 2/3 des échantillons sont choisis au hasard dans le jeu de données pour la calibration du modèle. Le reste des échantillons est utilisé pour le test du modèle établi. Ainsi, l'erreur de prédiction sur chaque échantillon est calculé et stocké. La distribution statistique de ces erreurs a été évaluée par la valeur moyenne $m(j)$ et l'écart type $s(j)$ pour le j ème échantillon. Les résultats pour tous les échantillons sont représentés dans un diagramme qui est capable de différencier les valeurs aberrantes et normales selon les coordonnées statistiques calculées. La valeur moyenne $m(j)$ et l'écart type $s(j)$ pour le j ème échantillon sont déterminés suivant les **Formules (3) et (4)** ci-dessous [22] :

$$m(j) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k error(i) \tag{3}$$

$$s(j) = \left(\frac{1}{k-1} \sum_{i=1}^k (error(i) - m(j))^2 \right)^{1/2} \tag{4}$$

2-2-2-3-2. Algorithme Kennard-Stone

La méthode de Kennard et Stone est une approche utilisée pour partitionner une base de données en un ensemble de calibrations et un ensemble de tests [23]. Cette méthode sélectionne les échantillons en se basant sur l'évaluation de la distance euclidienne entre chaque paire (p, q) d'échantillons selon **l'Équation** suivante [23 - 25] :

$$ED_z(p, q) = \sqrt{\sum_{j=1}^N [z_p(j) - z_q(j)]^2} \quad , p, q \in [1, M] \tag{5}$$

où, N est le nombre de variables dans Z et M est le nombre d'échantillons. $z_p(j)$ et $z_q(j)$ sont la j ème variable pour les échantillons p et q , respectivement.

A chaque itération, l'algorithme conserve le point le plus éloigné des points précédemment choisis et cette opération est répétée jusqu'à l'obtention des n points souhaités.

2-2-2-3-3. IRIV

IRIV signifie Iterativement Retaining Informative Variable en anglais. Cette méthode considère une matrice de données x contenant N échantillons en lignes et p variables en colonnes, et une autre y , de taille $N \times 1$, qui désigne les paramètres mesurés [26]. L'échantillonnage en matrice binaire consiste à générer une matrice binaire M de dimension $K \times P$ qui comporte aléatoirement le nombre "1" ou "0" dans chaque colonne. Chaque ligne de la matrice binaire correspond à un échantillonnage individuel, où "1" indique les échantillons retenus pour la modélisation et "0" pour les non retenus. Par le processus d'inclusion et d'exclusion des valeurs binaires "1" ou "0", la première matrice est obtenue en changeant pour la première colonne tous les "0" à "1" et vice versa. Ensuite, un sous-ensemble (variable i ème colonne) est évalué par PLS et la distribution statistique du RMSECV à l'inclusion et à l'exclusion est obtenue. Ces distributions statistiques de RMSECV pour une variable sont testées avec l'hypothèse que la distribution des données est la même pour deux groupes afin d'identifier l'importance de cette variable. Selon la valeur de p obtenue, les variables sont rangées en 4 groupes: très informatif, faiblement informatif, interférant et non informatif. Après avoir supprimé les deux derniers types de variables, un nouveau sous-ensemble est généré et le même cycle de calcul est répété.

2-2-2-3-4. PLS

PLS signifie en anglais Partial Least Square. Elle est une méthode qui permet de construire les modèles de prédiction des différents constituants. Les modèles sont construits à partir de la combinaison linéaire des données spectroscopiques. La PLS construit les modèles sur la base d'un ensemble d'apprentissage sélectionnés par la méthode KS. Les validations des modèles construits sont effectuées avec le reste des données. Ainsi, le modèle général de la PLS multivariée est :

$$X = TP^1 + E \quad (6)$$

$$Y = UQ^T + F \quad (7)$$

où, X est une matrice de prédicteurs $n \times m$, Y est une matrice de réponses $n \times p$; T et U sont des matrices $n \times l$ qui sont respectivement des projections de X (le score X) et des projections de Y (les scores Y); P et Q sont respectivement les matrices de chargement orthogonales $m \times l$ et $p \times l$ et les matrices E et F sont les termes d'erreur, supposés être des variables normales aléatoires indépendantes et identiquement distribuées. Les décompositions de X et Y sont faites de manière à maximiser la covariance entre T et U

3. Résultats et discussion

3-1. Visualisation des spectres

La figure ci-dessous présentent les spectres de réflectance de trois échantillons de mangues non mures (**Figure 3A**) et trois échantillons de mangues mures (**Figure 3B**). L'observation de ces spectres indique une similarité entre ces deux groupes d'échantillons sur toute la plage de longueur d'onde. Les mangues non mures présentent un pic autour de 550 nm tandis que les mangues mures présentent un pic autour de 556 nm. Ce léger décalage du pic indique une faible variation de la coloration de ces fruits. La faible intensité de réflectance des mangues non mure par rapport aux mangues mures aux alentours de 675 nm traduit un taux de chlorophylle important au niveau des fruits non murs en comparaison aux fruits murs [27, 28]. Cette chute du taux de chlorophylle permet à certains pigments comme les caroténoïdes et xanthophylle de se manifester. On observe sur les différents spectres une absorption autour de 970 nm qui est liée à la teneur en eau des de ces fruits [29, 30].

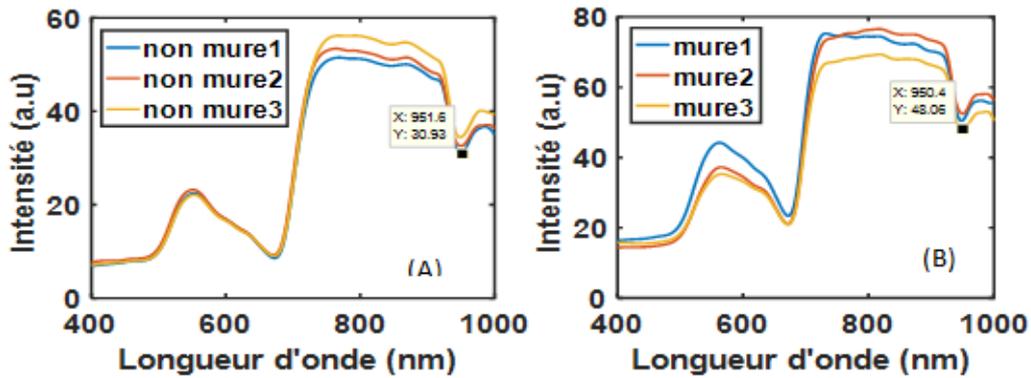


Figure 3 : Spectres de réflectances de trois échantillons de mangues non mures (A) et spectres de réflectances de trois échantillons de mangues mures (B)

3-2. Détection des données aberrantes par Monte Carlo

Les résultats du traitement par Monte Carlo ont permis d'observer parmi les valeurs de références celles qui semblent être douteuses et de les retirer par la suite. La **Figure** ci-dessous présente les différentes valeurs aberrantes au niveau des paramètres chimiques tels que l'eau, le sucre et le pH.

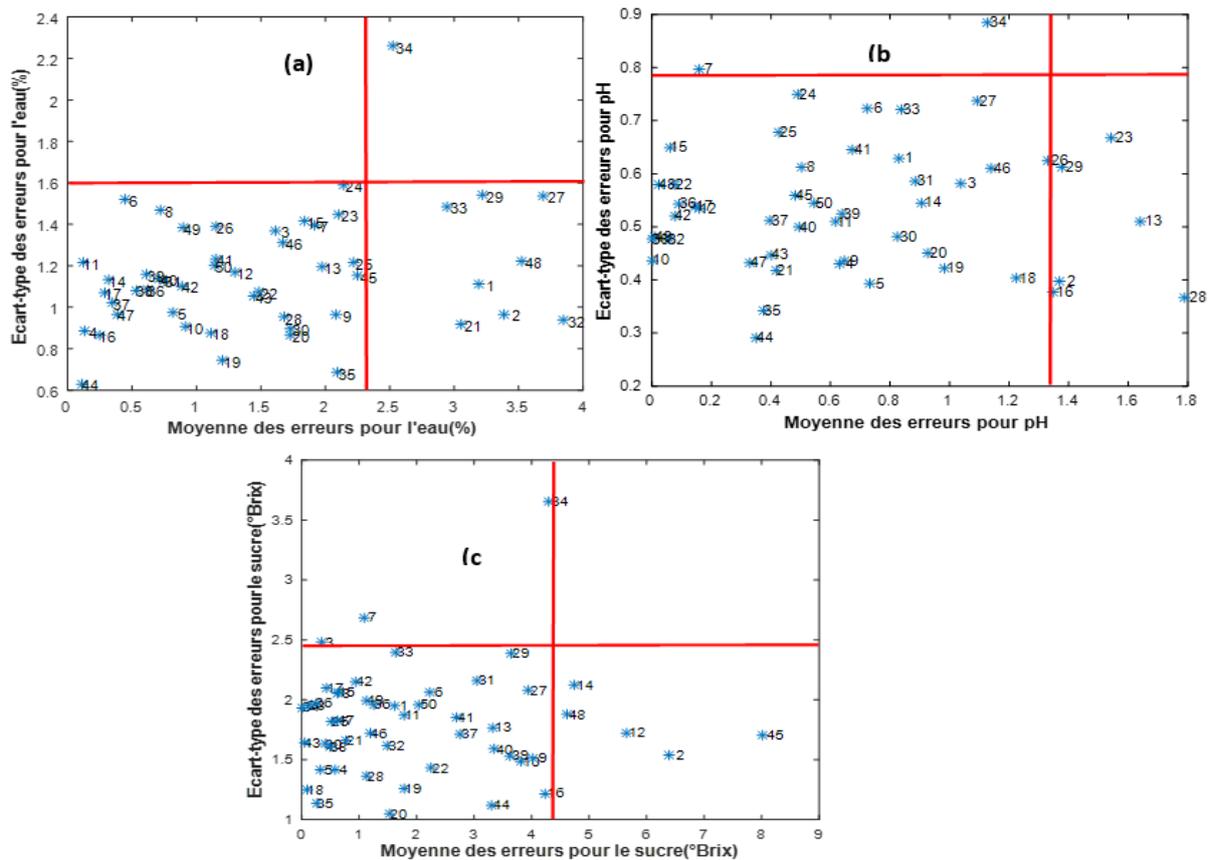


Figure 4 : Diagramme montrant la différence entre les échantillons aberrants et normaux de la teneur en eau (a) ; du pH (b) ; de la teneur en sucre (c)

Dans cette étude, l'utilisation de la méthode Monte Carlo, nous a permis de retirer respectivement 5 et 8 échantillons dans le jeu de données des teneurs en sucre, en pH et en eau.

3-3. Modélisation des paramètres de qualité par la régression PLS

La **Figure 5** permet de visualiser les valeurs des différents paramètres de qualité réellement mesurées par les méthodes de références par rapport aux valeurs obtenues par la modélisation PLS. Les modèles construits par la PLS peuvent être appréciés à partir de la distribution des nuages de points autour de la diagonale. Plus les points sont étirés et resserrés autour de cette diagonale plus la valeur prédite est proche de la valeur mesurée [31].

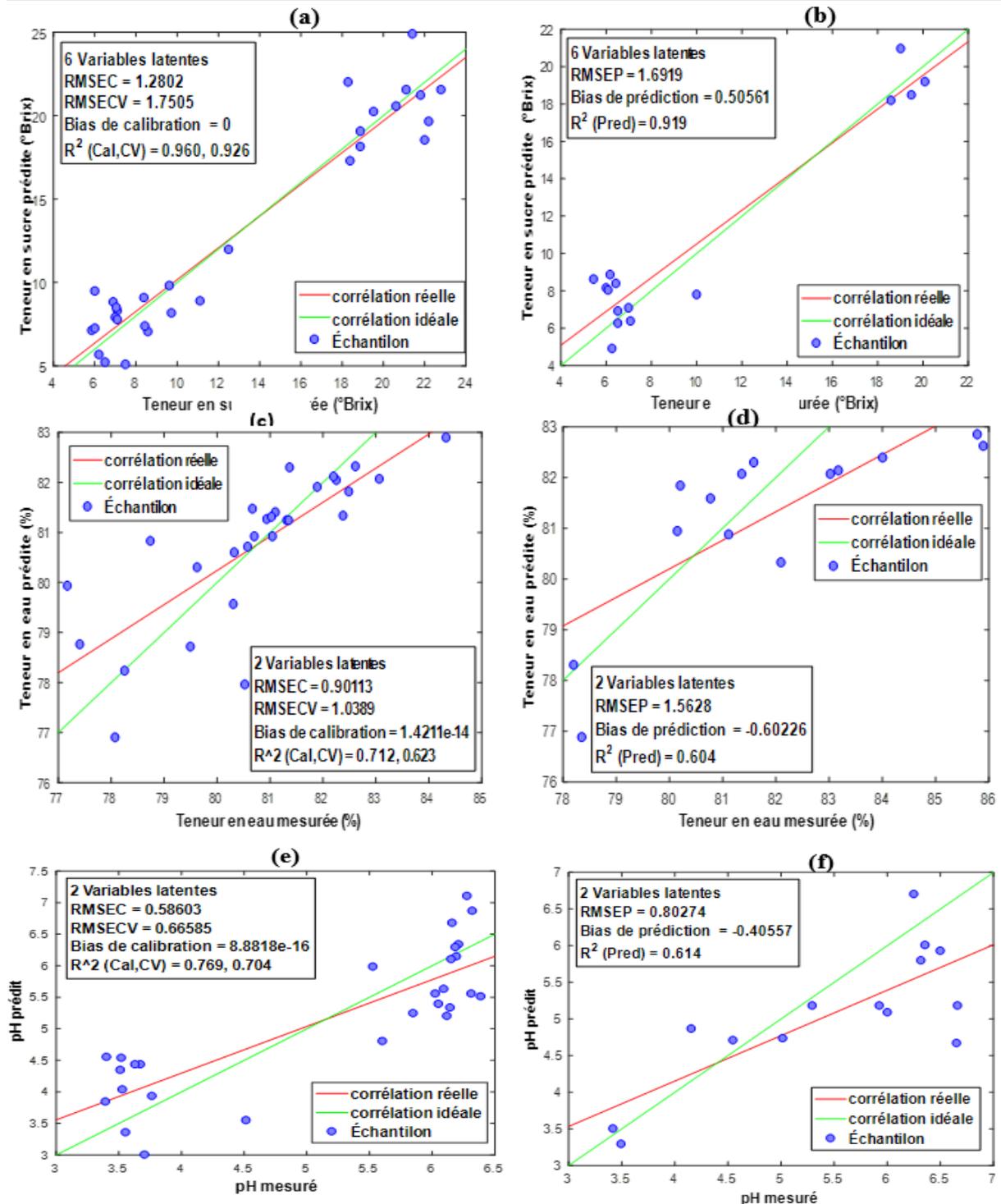


Figure 5 : (a) Calibration du sucre ; (b) Validation du sucre ; (c) Calibration de la teneur en eau ; (d) validation de la teneur en eau ; (e) Calibration du pH ; (f) Validation du pH

Les nuages de points de la teneur en sucre sont plus étirés et plus resserrés autour de la droite de régression. Cela signifie que la corrélation entre les valeurs de référence et les valeurs prédites par le modèle est beaucoup élevée. Par contre, ce resserrement est moins intense pour le pH et la teneur en eau. On observe une dispersion des points autour de la diagonale. Ainsi, cette dispersion se traduit par un coefficient de corrélation moyennement élevé. Les résultats de la modélisation sont rapportés dans le **Tableau 1**. Ce tableau résume les valeurs différentes critères statistiques d'évaluation la qualité des phases de calibration et du test.

Tableau 1 : Résultats des régressions PLS

Paramètres	Calibration				Test		
	R^2_C	R^2_{CV}	RMSEC	RPD	R^2_P	RMSEP	RPD
Teneur en sucre	0.96	0.93	1.28	5.06	0.919	1.69	3.58
Teneur en eau	0.71	0.62	0.9	1.9	0.60	1.56	1.52
pH	0.77	0.70	0.58	2.14	0.61	0.8	1.446

Les modèles construits sont en général tous acceptables du fait de leur coefficient de corrélation compris entre 0,77 et 0,96. Le modèle de calibrage de la teneur en sucre a été construit avec un coefficient de corrélation $R = 0.96$. Dans ce cas, l'erreur commise sur la prédiction est de 1.28, légèrement élevée. Le modèle ainsi construit est excellent et précis [32]. La robustesse de ce modèle se confirme avec les valeurs des RPD de la calibration et la validation qui sont respectivement de 5.06 et 3.58 > 3 . Le modèle est donc très performant en se référant aux travaux de [33]. La validation du modèle a donné un coefficient de corrélation de 0.91 et une erreur de 1.69. La prédiction de la teneur en sucre est donc correcte. Les résultats de la prédiction de la teneur en sucre obtenus dans ce travail sont meilleurs que ceux proposés par [10, 33 - 34]. Ces résultats montrent que la télédétection est une discipline qui présente plusieurs zones d'application en générale et apparaît comme un atout dans la détermination de la teneur en sucre des mangues. Cette technique peut donc être utiliser comme un moyen non destructif dans la détermination des paramètres de qualité des fruits. En ce qui concerne le pH et la teneur en eau, l'étalonnage des modèles a donné des RMSEC relativement faibles de 0.58 pour le pH et 0.9 pour la teneur en eau. Pour ces deux modèles, les coefficients de corrélation étaient moyennement élevés, 0.77 pour le pH et 0.71 pour l'eau lors du calibrage. Cela traduit une performance assez parfaite dans la prévision de ces paramètres. D'après le RPD obtenu pour le pH, le modèle est considéré comme utile 2.14 selon les travaux de [33]. La prédiction de ces deux paramètres est alors précise avec des RMSEP faibles. Ces deux modèles ont également pu être prédits avec de faibles variables latentes (2 variables latentes). Ces faibles nombres de variables latentes a permis d'améliorer les résultats des erreurs de calibration des modèles du pH et de la teneur en eau.

4. Conclusion

Dans cette étude, une technique spectroscopique par télédétection a été développée pour déterminer des paramètres de qualité au niveau de la mangue. L'étude a démontré qu'il est possible à distance d'accéder aux paramètres tels que le taux de sucre, le pH et la teneur en eau au niveau des fruits de mangue. La régression PLS a permis d'établir des modèles de prédiction de la teneur en sucre, en eau et le pH dans les échantillons de mangues. Cette technique a montré son intérêt vue la robustesse des modèles établit. Cela a été révélé par une grande précision dans la prédiction de la teneur en sucre ($R^2 = 0.96$) et une précision moyenne dans les prédictions du pH ainsi que la teneur en eau. Ces résultats obtenus montrent qu'il est possible d'évaluer les paramètres de qualité de la mangue de manière non destructive par télédétection. La spectroscopie par télédétection apparaît ainsi comme une nouvelle voie de détection des paramètres de qualité des fruits à grand échelle.

Remerciements

Cette recherche a été soutenue par le réseau AFSIN et l'Institut Polytechnique National Houphouët-Boigny (INP-HB). Nous tenons à exprimer notre gratitude à tous les laboratoires de chimie de l'INP-HB. Nous remercions également tous les collègues du laboratoire L2IS pour leur aide à l'accomplissement de ce travail.

Références

- [1] - HAGRETOU SAWADOGO-LINGANI et ALFRED S. TRAORE, " Composition chimique et valeur nutritive de la mangue Amelie", *J. Sci.*, Vol. 2, N° 1 (2001) 35 - 39
- [2] - JISSY K. JACOB, KRISHNARAJ TIWARI, JULIETA CORREA-BETANZO, AZIZAH MISRAN, RENU CHANDRASEKARAN, and GOPINADHAN PALIYATH, "Biochemical Basis for Functional Ingredient Design from Fruits ", *Annu. Rev. Food Sci. Technol.*, 3 (2012) 79 - 104
- [3] - FAO, "Fruits tropicaux — leurs valeurs nutritionnelles, leur biodiversité et leur contribution à la santé et à la nutrition", (Octobre 2003) *CCP: Ba/Tf03/15*
- [4] - J. DOSSOU, I. SOULE & MARCELLINE MONTCHO, "Évaluation des caractéristiques physico-chimiques et sensorielles de la purée de tomate locale produite à petite échelle au Bénin", *Tropicultura*, 25, 2 (2007) 119 - 125
- [5] - GEORGE ZONIOS, LEV T. PERELMAN, VADIM BACKMAN, RAMASAMY MANOHARAN, MARYANN FITZMAURICE, JACQUES VAN DAM, et MICHAEL S. FELD, "Diffuse reflectance spectroscopy of human adenomatous colon polyps in vivo", *applied optics*, Vol. 38, N°31 (1999)
- [6] - M. CASALE, L. BAGNASCO, M. ZOTTI, S. DI PIAZZA, N. SITTA, P. OLIVERI, A., "NIR Spectroscopy-based efficient approach to detect fraudulent additions within mixtures of dried porcini mushrooms", *Talanta*, 160 (2016) 729 - 734, <http://dx.doi.org/10.1016/j.talanta.2016.08.004>
- [7] - R. BEGHI, G. GIOVANELLI, C. MALEGORI, V. GIOVENZANA, R. GUIDETTI, "Testing of a VIS-NIR system for the monitoring of long-term apple storage", *Food Bioprocess Technol.*, 7 (2014) 2134 - 2143, <http://dx.doi.org/10.1007/s11947-014-1294-x>
- [8] - C. CAMPS et D. CHRISTEN, "Suivi des abricots avant récolte par spectroscopie proche infrarouge portable", *Revue suisse Vitic. Arboric. Hortic.*, Vol. 41 (3) (2009) 193 - 198
- [9] - V. GERAUDIE, J. M. ROGER et H. OJEDA, "Développement d'un appareil permettant de prédire la maturité du raisin par spectroscopie proche infrarouge", *Revue Française Œnologie*, 240 (2010) 2 - 8
- [10] - IRENE MAPPE, RENE SIR et FREDERIQUE JOURJON, Mélanie Blin, Céline Turbi Ilon, Emira Mehinagic, "Spectroscopie visible proche infrarouge pour décrire les fruits et prédire leurs paramètres sensoriels", *Revue suisse Viticulture*, Arboriculture, Horticulture, Vol. 248, 42 (4) (2010) 248 - 255
- [11] - C. WATANAWAN, T. WASUSRI, V. SRILAONG, C. WONGS-AREE and S. KANLAYANARAT, "Near infrared spectroscopic evaluation of fruit maturity and quality of export Thai mango (*Mangifera indica* L. var. Namdokmai)", *International Food Research Journal*, 21 (3) (2014) 1109 - 1114
- [12] - YOHANES ARIS PURWANTO, PUTRI WULANDARI ZAINAL, USMAN AHMAD, SUTRISNO MARDJAN, YOSHIO MAKINO, SEIICHI OSHITA, YOSHINORI KAWAGOE, SHINICHI KUROKI, "Non Destructive Prediction of pH in Mango Fruits cv. Gedong Gincu Using NIR Spectroscopy", *International Journal of Engineering & Technology IJET-IJENS*, Vol. 13, N°03 (2013)
- [13] - S. N. JHA, K. NARSAIAH, P. JAISWAL, R. BHARDWAJ, M. GUPTA, R. KUMAR & R. SHARMA, "Nondestructive prediction of maturity of mango using near infrared spectroscopy". *Journal of Food Engineering*, 124 (2014) 152 - 157
- [14] - CLEMENT ATZBERGER, "Advances in Remote Sensing of Agriculture : Context Description, Existing Operational Monitoring Systems and Major Information Needs *Remote Sens*", 5 (2013) 949 - 981

- [15] - AIYM ORYNBAIKYZY, URSULA GESSNER and CHRISTOPHER CONRAD, "Crop type classification using a combination of optical and radar remote sensing data : a review", *international journal of remote sensing*, (2019)
- [16] - DEEPA U PUJAR, UDACHAPPA U PUJAR, SHRUTHI CR, ANURADHA WADAGAVE and MADHU CHULAKI, "Remote sensing in fruit crops", *Journal of Pharmacognosy and Phytochemistry*, 6 (5) (2017) 2479 - 2484
- [17] - I. E. ELBATAWI, M. T. EBAID and B. E. HEMEDA, "Détermination of potato water content using NIR diffuse reflection method", *Misr J. Ag. Eng.*, 25 (4) (2008) 1279 - 1292
- [18] - M. A. AGNERO, J. T. ZOUEU and K. KONAN, "Characterization of a Multimodal and Multispectral Led Imager : Application to Organic Polymer's Microspheres with Diameter $\Phi = 10.2 \mu\text{m}$ ". *Optics and Photonics Journal*, 6 (2016) 171 - 183, <http://dx.doi.org/10.4236/opj.2016.67019>
- [19] - JACOB C. NOORDAM, WILLIE HAM VAN DEN BROCK et LUTGARDE MC BUYDENS, "Detection and classification of latent defects and diseases on raw French fries with multispectral imaging". *J Sci Food Agric*, 85 (2005) 2249 - 2259
- [20] - C. CAMPS, J.-P. SIEGRIST et D. CHRISTEN, "Qualité des fruits : mesure non destructive par spectroscopie proche infrarouge portable", *Revue suisse Vitic. Arboric. Hortic.*, Vol. 40 (3) (2008) 151 - 157
- [21] - H. CEN and Y. HE, "Theory and application of near infrared reflectance spectroscopy in determination of food quality". *Trends in Food Science & Technology*, 18 (2007) 72 - 83
- [22] - D.-S. CAO, Y.-Z. LIANG, Q.-S. XU, H.-D. LI, and X. CHEN, "A New Strategy of Outlier Detection for QSAR/QSPR". *Journal of Computational Chemistry*, 31 (2010) 592 - 602
- [23] - R. W. KENNARD and L. A. STONE, "Computer Aided Design of Experiments". *Technometrics*, 11 (1969) 137 - 148
- [24] - W. WU, B. WALCZAK, D. L. MASSART, S. HEUERDING, F. ERNI, I. R. LAST and K. A. PREBBLE, "Artificial Neural Networks in Classification of NIR Spectral Data : Design of the Training Set". *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 33 (1996) 35 - 46
- [25] - R. K. H. GALVAO, M. C. U. ARAUJO, G. E. JOSE, M. J. C. PONTES, E. C. SILVA and T. C. B. SALDANHA, "A Method for Calibration and Validation Subset Partitioning". *Talanta*, 67 (2005) 736 - 740
- [26] - Y.-H. YUN, W.-T. WANG, M.-L. TAN, Y.-Z. LIANG, H.-D. LI, D.-S. CAO and Q.-S. XU, "A Strategy That Iteratively Retains Informative Variables for Selecting Optimal Variable Subset in Multivariate Calibration". *Analytica Chimica Acta*, 807 (2014) 36 - 43
- [27] - SUN XUDONG, ZHANG HAILIANG, LIU YANDE, "Nondestructive assessment of quality of Nanfeng mandarin fruit by a portable near infrared spectroscopy", *Int J Agric & Biol Eng*, Vol. 2, N° 1 (2009)
- [28] - D. C. SLAUGHTER, J. F. THOMPSON, E. S. TAN, "Nondestructive determination of total and soluble solids in fresh prune using near infrared spectroscopy Postharvest Biology and Technology", 28 (2003) 437 - 444
- [29] - SEYED AHMAD MIREEI, SEYED SAEID MOHTASEBI, REZA MASSUDI, SHAHIN RAFIEE, ATOOSA SADAT ARABANIAN, ANNACHIARA BERARDINELLI, "Non-destructive measurement of moisture and soluble solids content of Mazafati date fruit by NIR spectroscopy", *AJCS*, 4 (3) (2010) 175 - 179
- [30] - C. LIU, W. X. LIU, W. CHEN, J. YAN & L. ZHENG, "Potential of multispectral imaging for real-time determination of color change and moisture distribution of carrot slices during hot air dehydration". *Food Chemistry*, 195 (2016) 110 - 116
- [31] - CEDRIC CAMPS, "Mesure non destructive de la qualité des tomates par spectroscopie NIR", *Revue suisse Viticulture, Arboriculture, Horticulture*, Vol 42 (5) (2010) 298 - 303
- [32] - RANGANATHAN KAPILAN and VETHANAYAGAM CELESTY ANPALAGAN, "Determination of optimum maturity of north Sri Lankan Kilichondan Mango fruits (*Mangifera indica* L.) based on their biochemical properties", *Adv. Appl. Sci. Res.*, 6 (10) (2015) 105 - 113
- [33] - D. F. MALLEY, P. D. MARTIN and E. BEN-DOR, "Application in Analysis of Soils. Near-Infrared Spectroscopy in Agriculture", 44 (2004) 729 - 784
- [34] - CEDRIC CAMPS, "Mesure non destructive de la qualité des tomates par spectroscopie NIR", *Revue suisse Viticulture, Arboriculture, Horticulture*, Vol. 42, (5) (2010) 298 - 303
- [35] - YONG HE, YUN ZHANG, ANNIA G. PEREIRA, ANTIHUS H. GÓMEZ and JUN WANG, "Nondestructive Determination of Tomato Fruit Quality Characteristics Using Vis/NIR Spectroscopy Technique", *International Journal of Information Technology*, Vol. 11, N° 11 (2005)