

Une méthode de détection de changements amont et aval pour le suivi des superficies agricoles irriguées de la région de la Haute-Comoé, au Burkina Faso

[A backward and forward change detection method for monitoring irrigated areas in the Haute-Comoé region, Burkina Faso]

Farid Traoré¹, Sié Palé², Aïda Zaré², Joachim Bonkougou¹, Jérôme Compaoré¹, Kibissi Paré³, Rodrigue Walbeogo⁴,
and BVC Adolphe Zangré³

¹Institut de l'Environnement et de Recherches Agricoles (INERA), 04 BP 8645 Ouagadougou 04, Burkina Faso

²Université de Dédougou, Institut des Sciences de l'Environnement et du Développement Rural, BP 176 Dédougou, Burkina Faso

³DGADI, 03 BP 7123, Ouagadougou 03, Burkina Faso

⁴SERAT, 01 BP 1466, Ouagadougou C.N.T 01, Burkina Faso

Copyright © 2024 ISSR Journals. This is an open access article distributed under the *Creative Commons Attribution License*, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

ABSTRACT: The Haute-Comoé watershed in southwest Burkina Faso is characterized by water resources used for irrigated agriculture, among other things. The water resources of the Haute-Comoé watershed consist mainly of the waters of the Comoé River and its tributaries. Over time, pressure on the basin's water resources has increased due to the expansion of irrigated agricultural areas. With a view to preventing conflicts over the use of water resources, this study was carried out to examine the evolution, over nearly 40 years, of irrigated agricultural areas within market gardening areas. Market gardening is one of the fastest-growing components of irrigated agriculture, particularly since the promotion of small-scale private irrigation launched by the Burkina Faso government in the early 2000s. To achieve the study's objective, a method based on the processing of a series of satellite images was adopted. The method used consists in classifying a series of images acquired on anniversary dates, but consecutively 7 to 15 years apart (1986, 2001, 2015 and 2023). On the basis of agronomic expertise, a post-classification phase, based on an analysis of the temporal trajectory of classified pixels, was carried out in order to correct certain unlikely pixel trajectories. Results were evaluated by measuring overall accuracy and the Kappa coefficient. Overall accuracies ranged from 72.57% to 81.90% (for the classification phase) and from 88.25% to 92.50% (for the post-classification phase). At the end of the image post-classification phase, a change detection analysis, i.e. a measurement of the intensity of change (spatial variations) within the classes considered, was carried out, making it possible to assess changes in terrain over time, and to identify categories and levels of transition between classes. The study showed that irrigated areas increased by 25% between 1986 and 2023 in the study area.

KEYWORDS: Irrigation, land use/occupancy, change detection analysis, intensity analysis, Landsat, water management.

RESUME: Le bassin versant de la Haute-Comoé situé dans le sud-ouest du Burkina Faso, est caractérisé par des ressources en eau utilisées entre autres pour l'agriculture irriguée. Les ressources en eau de ce bassin de la Haute-Comoé se composent essentiellement des eaux de la rivière Comoé et ses affluents. Au fil du temps, la pression sur les ressources en eau du bassin s'est accrue du fait de l'expansion des superficies agricoles irriguées. Dans une perspective de prévention des conflits autour de l'utilisation de la ressource eau, cette étude a été menée afin d'examiner l'évolution, sur près de 40 ans, des superficies agricoles irriguées au sein des zones de production maraîchère. La production maraîchère est l'une des composantes de l'agriculture irriguée qui a connu la plus grande croissance, notamment depuis la promotion de la petite irrigation privée, lancée

par le gouvernement du Burkina Faso au début des années 2000. Pour atteindre l'objectif de l'étude, une méthode basée sur le traitement d'une série d'images satellites a été adoptée. La méthode utilisée consiste en une classification de série d'images acquises à des dates anniversaires, mais consécutivement éloignées l'une de l'autre de 7 à 15 ans (1986, 2001, 2015 et 2023). Sur la base d'une expertise agronomique, une phase de post-classification s'appuyant sur une analyse de la trajectoire temporelle des pixels classifiés, a été effectuée afin de corriger certaines trajectoires improbables de pixels. L'évaluation des résultats s'est faite, entre autres, par la mesure de la précision globale et du coefficient Kappa. Les précisions globales sont comprises entre 72,57 % et 81,90 % (pour la phase de classification) et entre 88,25 % et 92,50 % (pour la phase de post-classification). À l'issue de la post-classification des images, une analyse de détection de changements, c'est-à-dire une mesure de l'intensité des changements (variations spatiales) au sein des classes considérées a été réalisée, permettant d'évaluer les changements de terrain au fil du temps, et d'identifier les catégories et niveaux de transition entre les classes. L'étude a montré que les superficies agricoles irriguées ont augmenté de 25 % entre 1986 et 2023 dans la zone d'étude.

MOTS-CLEFS: Irrigation, utilisation/occupation des terres, analyse de détection de changement, analyse d'intensité, Landsat, Gestion de l'eau.

1 INTRODUCTION

Le secteur agricole est un des piliers de l'économie du Burkina Faso. En effet, il concourt à 30 % environ au produit intérieur brut et occupe 63 % de la main d'œuvre active selon le dernier recensement général de la population et de l'habitation en 2019 (INSD, 2022). Pays sahélien, le développement du secteur agricole est confronté à la raréfaction de la ressource en eau qui est de plus en plus exacerbée par les changements climatiques et la pression démographique (Servat and Mahé, 2009; Yaméogo et al., 2023). Pour favoriser la croissance économique et l'autosuffisance alimentaire, le Burkina Faso s'investit depuis de nombreuses années à la promotion de l'agriculture irriguée à travers les aménagements hydro-agricoles (Nébié, 1993; Venot et al., 2012). L'irrigation permet de sécuriser la production agricole en réduisant la vulnérabilité du secteur agricole face aux aléas climatiques. Cependant le sous-secteur de l'irrigation fait face à de nombreuses contraintes, notamment les problèmes de gestion des infrastructures et d'eau d'irrigation (Turrall et al., 2010; Kambou, 2019). Ces difficultés de gestion conjuguées à l'extension anarchique des superficies irriguées posent un problème de planification, de satisfaction en eau agricole et de durabilité des aménagements hydro-agricoles. La connaissance de l'évolution des superficies agricoles irriguées est nécessaire pour anticiper la mobilisation des ressources en eau agricole, adapter la gestion de l'existant ou orienter la politique de développement de l'agriculture irriguée de l'État. Si de telles connaissances sont disponibles pour le bassin du Kou (Traoré et al., 2013) et pour la zone agricole irriguée de Mogtedo (Traoré et al., 2019; Traoré et al., 2023), il n'en est pas le cas pour le bassin versant de la Haute-Comoé. Il s'avère donc nécessaire de disposer de connaissances précises sur la variation de ces surfaces de terres irriguées pour une meilleure planification et une gestion efficiente de l'eau agricole. Cette étude se situait dans ce contexte. Elle visait à analyser l'évolution des superficies agricoles irriguées dans le bassin versant de la Haute Comoé au sud-ouest du Burkina Faso à l'aide de la méthode de détection de changements amont et aval.

2 PRÉSENTATION DE LA ZONE D'ÉTUDE

La zone d'étude est située dans la Haute-Comoé, qui est un sous bassin versant de la partie burkinabè du bassin du fleuve Comoé. La moyenne de la pluviométrie annuelle sur la période 1971-2011 à la station de Bérégadougou était de 1032 mm, avec des décennales sèches de moins de 800 mm, et des décennales humides de plus de 1400 mm, à la station de Banfora (VREO, 2010). Des variations importantes de la pluviométrie sont enregistrées d'une année à l'autre, en particulier, une tendance à la baisse de la pluviométrie et du nombre annuel de jours de pluie a été observée à la station de Banfora au cours de cette période. La zone d'étude se compose de plusieurs cours d'eau temporaires, dont un seul pérenne à savoir, la Comoé. Les cours d'eau Comoé et ses affluents Yannon et Lobi sont régulés par trois réservoirs qui fournissent de l'eau pour l'irrigation avec maîtrise totale ou partielle de l'eau ainsi que pour l'usage domestique, industriel et les besoins écologiques. En campagne sèche, les ressources en eau de surface du sous-bassin versant sont essentiellement constituées par les eaux stockées par les trois réservoirs dont les principales caractéristiques sont: Lobi (capacité initiale de stockage en 1976, 6 millions m³, superficie drainée 120 km²), Toussiana (capacité initiale en 1982, 6 millions de m³, surface drainée 130 km²), Moussodougou (capacité initiale de stockage en 1991, 38,5 m³, superficie drainée 560 km²) (Figure 1).

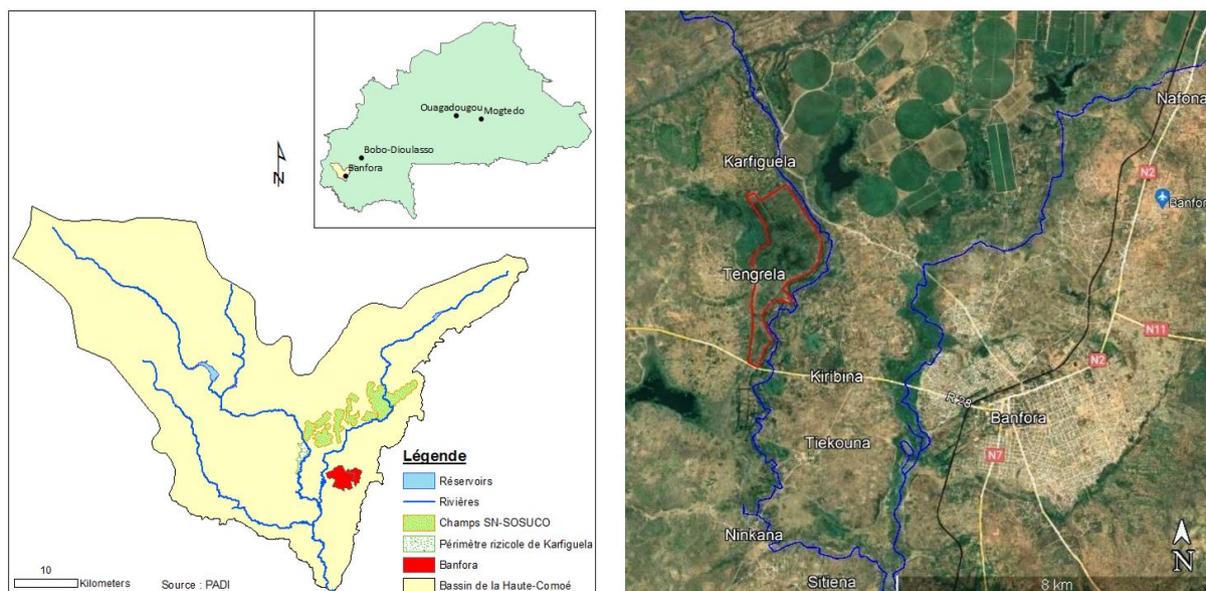


Fig. 1. Carte de la localisation du bassin versant de la Haute-Comoé (A); vue satellitaire de la zone d'étude (Adapté de Google (2022)) (B).

L'eau de surface destinée à l'agriculture de saison sèche, ne satisfait pas toujours les besoins de l'ensemble des demandeurs dans le périmètre aménagé rizicole de Karfiguella, dans le complexe sucrier de la Comoé et chez les producteurs maraîchers installés le long des berges des cours d'eau (Palé et al., 2019; Palé et al., 2021).

3 MATÉRIEL ET MÉTHODES

Le matériel utilisé au cours de cette étude est composé essentiellement de l'imagerie satellitaire et des logiciels de traitement d'image, de systèmes d'information géographique et des données auxiliaires de terrain (questionnaires).

L'imagerie utilisée, de type haute résolution, est principalement composée d'images Landsat (Tableau 1) dont la résolution spatiale de base de 30 m, peut être exploitée pour le suivi de l'agriculture et de l'occupation du sol (Bastiaanssen et al., 2000). Toutefois, pour des entités (parcelles de culture, par exemple) de moins de 30 m, les images Landsat ne permettent plus une bonne distinction, ce qui a tendance à créer des pixels de classe mixte.

Tableau 1. Caractéristiques des images satellites utilisées.

Images	Date d'acquisition	Path	Row	Résolution spatiale (m)
Landsat-5 TM	1 ^{er} février 1986	197	53	30
Landsat-7 ETM+	02 février 2001	197	53	30
Landsat-8 OLI	16 janvier 2015	197	53	30
Landsat-8 OLI	22 janvier 2023	197	53	30

Les images Landsat proviennent du site web de l'USGS. Elles ont toutes été acquises gratuitement. L'outil Google Earth (Figure 2) a été particulièrement utile dans le cadre de l'échantillonnage des zones d'entraînement et dans la vérification des classes des pixels, après classification. L'analyse de ces images a été effectuée à l'aide de logiciels suivants: NV5 Geospatial Solutions ENVI, ESRI ArcGIS Desktop, et R.

La méthodologie adoptée consiste en la classification et en la superposition des images satellites acquises de la zone d'étude, à des périodes différentes, distantes les unes des autres d'au moins 8 ans. Les classes considérées résultent d'une combinaison entre la couverture du sol et l'utilisation du sol (en anglais, "Land use and land cover", LULC). Une photo-interprétation des images brutes, combinée à des visites de terrain, ont permis de définir d'une manière assez exhaustive les classes à prendre en compte. Ainsi, à l'issue de la classification initiale des images, les classes les plus proches (représentant des milieux physiques semblables et qui présentent d'importants chevauchements) ont été fusionnées. Une phase de post-

classification a été ensuite mise en œuvre pour corriger les trajectoires improbables de certains pixels au cours du temps (Traoré et al., 2019). Cette phase de post-classification a inclus une analyse spatiale permettant une meilleure redéfinition des pixels appartenant à la classe particulière des zones agricoles irriguées. Enfin, Les images post-classifiées sont superposées dans le cadre d'une analyse de détection et de mesure de changements. Afin d'évaluer la qualité des classifications, les précisions globales, de production, d'utilisation et les coefficients Kappa ont été calculés. La figure ci-dessous illustre les grandes lignes de la méthodologie adoptée, inspirée de Traoré et al. (2013) et Traoré et al. (2019).

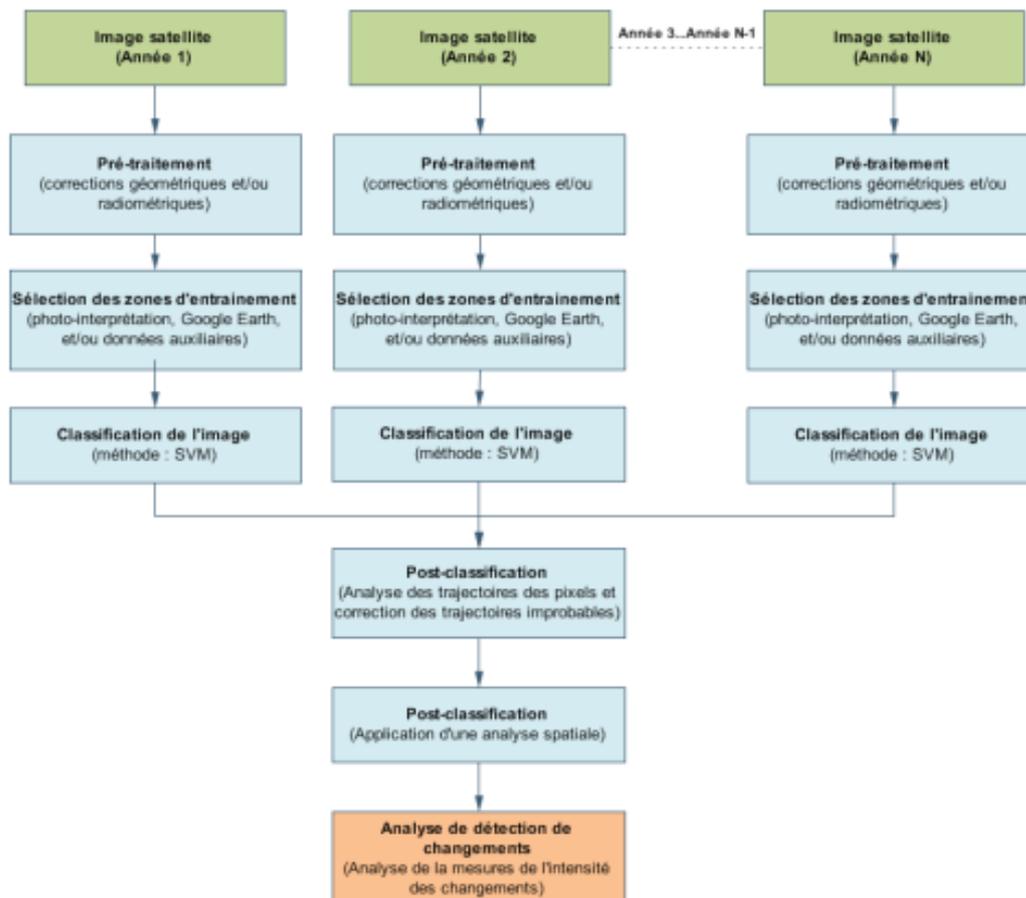


Fig. 2. Méthodologie de traitement des images satellites

3.1 CORRECTION D'IMAGES

L'utilisation d'images issues de plusieurs capteurs différents (Landsat-5 TM, Landsat-7 ETM+, Landsat-8 OLI), commande que certains prétraitements soient appliqués au set d'images. Des corrections radiométriques ont été effectuées dans la mesure où les valeurs des pixels des images devaient être converties en réflectances au-dessus de l'atmosphère (en anglais, "top-of-atmosphere", TOA), afin d'atténuer les effets atmosphériques et permettre des analyses temporelles. En effet, selon Mas (1999), si des images doivent être utilisées pour une analyse quantitative basée sur l'information radiométrique, comme dans le cas de l'analyse multi-date pour les changements de surface détectés, ces images devraient être ajustées pour compenser la divergence radiométrique. Les conversions des valeurs digitales des images en réflectances, se sont faites sur la base d'informations fournies par Chander and Markham (2003) et Chander et al. (2009).

3.2 SÉLECTION DES AIRES D'ENTRAÎNEMENT

Sur chacune des images à classifier, des zones d'entraînement ont été échantillonnées en relation avec les différentes classes identifiées. La sélection des zones d'entraînement a été plus confortable sur les images les plus récentes du fait du recours possible à Google Earth pour l'assistance à l'échantillonnage et sur la base d'une interprétation visuelle assistée par

quelques données auxiliaires telles que des réponses à un questionnaire sur l'occupation du sol, administré à des résidents installés de longue date sur la zone d'étude. Les classes d'occupation et d'utilisation du sol initialement retenues, ainsi que le nombre de pixels échantillonnés pour chacune des quatre images, sont présentés dans le Tableau 2 ci-dessous.

Tableau 2. Nombre de pixels échantillonnés par classes et par images.

Classes	Landsat-8 OLI 2023	Landsat-8 OLI 2015	Landsat-7 ETM+ 2001	Landsat-5 TM 1986
Zones arboricoles	307	307	288	71
Zones de végétation herbacée et arbustive	497	534	495	504
Zones d'agriculture irriguée	840	594	538	428
Zones inondées	294	487	375	242
Zones d'agriculture pluviale	295	297	267	242
Plans d'eau	65	41	69	66

Une étude de séparabilité des classes par l'indice de Jeffries-Matusita (Richards and Jia, 2006), a montré une faible séparabilité des échantillons des classes de végétation entre elles. Par contre, la classe des plans d'eau est bien séparée de toutes les autres classes.

3.3 CLASSIFICATION AVEC L'ALGORITHME "SUPPORT VECTOR MACHINE"

La méthode de classification par l'algorithme "Support vector machine" (SVM) a été retenue pour cette étude. Les SVM sont une méthode statistique supervisée d'apprentissage non-paramétrique, ce qui implique qu'aucune hypothèse n'est faite sur la distribution statistique des données (Mountrakis et al., 2011). Ceci est particulièrement intéressant pour les applications en télédétection, dans la mesure où les données acquises ont habituellement des distributions qui ne sont pas normales et donc, ne conviennent pas directement à l'utilisation des algorithmes de classification comme le maximum de vraisemblance (*maximum likelihood classification, MLC*) qui requiert des distributions gaussiennes (Mountrakis et al., 2011). Les SVM présentent un grand intérêt en télédétection en raison de leur capacité à gérer avec succès de petits échantillons de données, et ce en produisant des résultats de classification de meilleure précision que les méthodes dites "traditionnelles" (Mantero et al., 2005).

3.4 ÉVALUATION DES CLASSIFICATIONS

L'évaluation des classifications a été déterminée par la précision globale (pourcentage) et les coefficients Kappa de la matrice d'erreur (Landis and Koch, 1977; Banko, 1998; Foody, 2002; Streiner and Norman, 2003; Congalton and Green, 2009), la précision du producteur et la précision de l'utilisateur. La technique de vérification choisie a utilisé les données de vérité de terrain collectées. Les pixels sélectionnés par l'interprétation visuelle ont été confirmés par des informations fournies par les agriculteurs et populations autochtones des zones étudiées.

3.5 POST-CLASSIFICATION

Après la classification des images initiales, une phase de post-classification a consisté en une fusion des classes semblables. Il s'agit essentiellement de la classe des zones inondées et celle des plans d'eau. Bien que la classe des plans d'eau se distingue très bien des autres classes, elle a été ajoutée à celle des zones inondées, qui présentent souvent un mélange d'eau et de végétation.

La fusion des classes a été suivie d'une analyse de trajectoire des pixels classifiées de l'ensemble des quatre images. L'analyse de trajectoire des pixels a permis de détecter les trajectoires qu'il serait peu probable d'observer dans la réalité des zones étudiées. Certaines de ces trajectoires estimées semblaient incompatibles, allant à l'encontre des tendances observées dans la réalité. Par exemple, dans la zone d'étude, en raison de la forte intensification de l'agriculture, il est rare de voir une transition de terres cultivées vers de la prairie ou de la végétation naturelle. Par conséquent, afin d'harmoniser les résultats de la classification avec les tendances d'utilisation des terres observés sur le terrain, quelques règles simples pour la correction de trajectoire de pixels ont été définies.

Pour un pixel classifié donné, l'appartenance à une classe donnée (à savoir la couverture/utilisation du sol sur ce pixel) est contrôlée par ses classes d'appartenances consécutives, au cours du temps. Les règles de contrôle sont fondées sur les tendances dans la chronologie de l'utilisation des terres, observée dans la zone d'étude. Les scripts pour les corrections de trajectoire de pixels telles que définies ici ont été faits dans un environnement de programmation prenant en charge les opérations sur des tableaux ou des matrices (R, dans notre cas).

Malgré l'application de l'analyse et de la correction des trajectoires des pixels, il arrive qu'on observe la persistance de pixels mal classées. C'est notamment le cas des pixels de la classe d'agriculture irriguée, qui ont tendance à se confondre avec ceux de la végétation herbacée. L'intérêt de l'étude portant spécifiquement sur le suivi des zones agricoles irriguées, une dernière étape de post-classification a consisté alors à reclasser en une autre classe, tout pixel d'agriculture irriguée situé au-delà d'une enveloppe de 1 km de part et d'autre de la rivière Comoé, le seul cours d'eau pérenne de la zone d'étude (ce cours d'eau est situé à gauche de la Figure 1.b). Cette règle ne s'applique pas à ses affluents qui ne sont pas pérennes et ne peuvent servir de source d'approvisionnement en eau d'irrigation pour la période concernée par notre étude (janvier-février). Les pixels des zones d'irrigation en dehors des zones tampon (1 km de part et d'autre de la rivière Comoé) sont alors reclassés en d'autres classes sur la base de la connaissance du terrain et d'une analyse contextuelle de ces pixels.

Une fois que les trajectoires de pixels sont corrigées, et que les pixels ont été reclassés, les images sont évaluées à nouveau, sur la base de la précision globale, la précision du producteur, la précision de l'utilisateur et du coefficient Kappa. Les aires d'entraînement utilisées pour ces évaluations de post-classement sont les mêmes que celles utilisées pour les évaluations de classification initiale.

La procédure de post-classification décrite ci-dessus a été appliquée à chacune des quatre images sur la base de l'hypothèse d'une évolution faible au cours du temps, des "zones inondées", dans la mesure où l'évolution de ces zones relève surtout de la géomorphologie.

3.6 ANALYSE DE DÉTECTION DE CHANGEMENT

Une analyse d'intensité a été réalisée pour évaluer les changements au sein des classes d'occupation/utilisation du sol entre 1986, 2001, 2015 et 2023. Cette méthode a été largement utilisée pour comprendre les changements au sein des classes (à l'image de Pontius et al., 2013; Zhou et al., 2014; Koglo et al., 2019; Traoré et al., 2019). Nous avons utilisé l'approche proposée par Aldwaik and Pontius (2012) qui peut déterminer si la structure d'une classe d'occupation/utilisation du sol est stable au fil des intervalles de temps en termes d'intensité des gains et des pertes. Les lecteurs peuvent se référer à Aldwaik and Pontius (2012) et Koglo et al. (2019) pour une description complète de la méthode.

4 RÉSULTATS ET DISCUSSION

4.1 ÉVALUATION DES PRÉCISIONS DES CLASSIFICATIONS AVANT LES CORRECTIONS DE TRAJECTOIRE DES PIXELS

L'objectif de la présente étude était de suivre l'évolution des zones irriguées de la zone d'étude entre 1986 et 2023. Ainsi des images prises à des dates anniversaires, en 1986, en 2001, en 2015 et en 2023, ont subi les traitements indiqués dans la méthodologie de l'étude. Les traitements effectués sur les images, ont effectivement permis de suivre l'évolution des unités d'occupation du sol rencontrées dans la zone d'étude.

Bien que selon les critères d'appréciation (Kappa, précision globale), les résultats des quatre classifications soient bons (voir Tableau 3), il s'avère que dans le détail des précisions pour chacune des classes (voir Tableau 4), certaines présentent entre elles des confusions assez importantes. Ces confusions sont plus marquées sur le résultat de la classification de l'image de 1986, en raison d'un échantillonnage relativement moins précis des classes du fait d'une insuffisance d'informations auxiliaires (enquêtes, inventaires, témoignages d'autochtones, etc.) qui auraient pu permettre de confirmer ou infirmer les choix effectués. Les confusions entre les classes se rencontrent aussi sur les autres images classifiées, mais elles sont moins marquées sur les images plus récentes (image de 2015, par exemple). Il est à remarquer par exemple que le classificateur n'ait pas été performant dans la distinction des pixels de la classe liée à l'arboriculture. Cela s'explique par le fait qu'il était difficile, pour une taille de pixel de Landsat (30 m) de distinguer avec une faible marge d'erreur, des arbres isolés ou de petites formations arboricoles dont la taille est inférieure à celle d'un pixel.

L'importance des confusions entre les classes croît avec l'augmentation du recul dans le temps de l'échantillonnage. Ainsi, cela montre les limites de la méthode utilisée, dans la mesure où, plus le recul dans le temps est important, plus la probabilité

d'erreur dans l'échantillonnage est grande. Cet état de fait est également remarquable à travers les coefficients Kappa et les précisions globales.

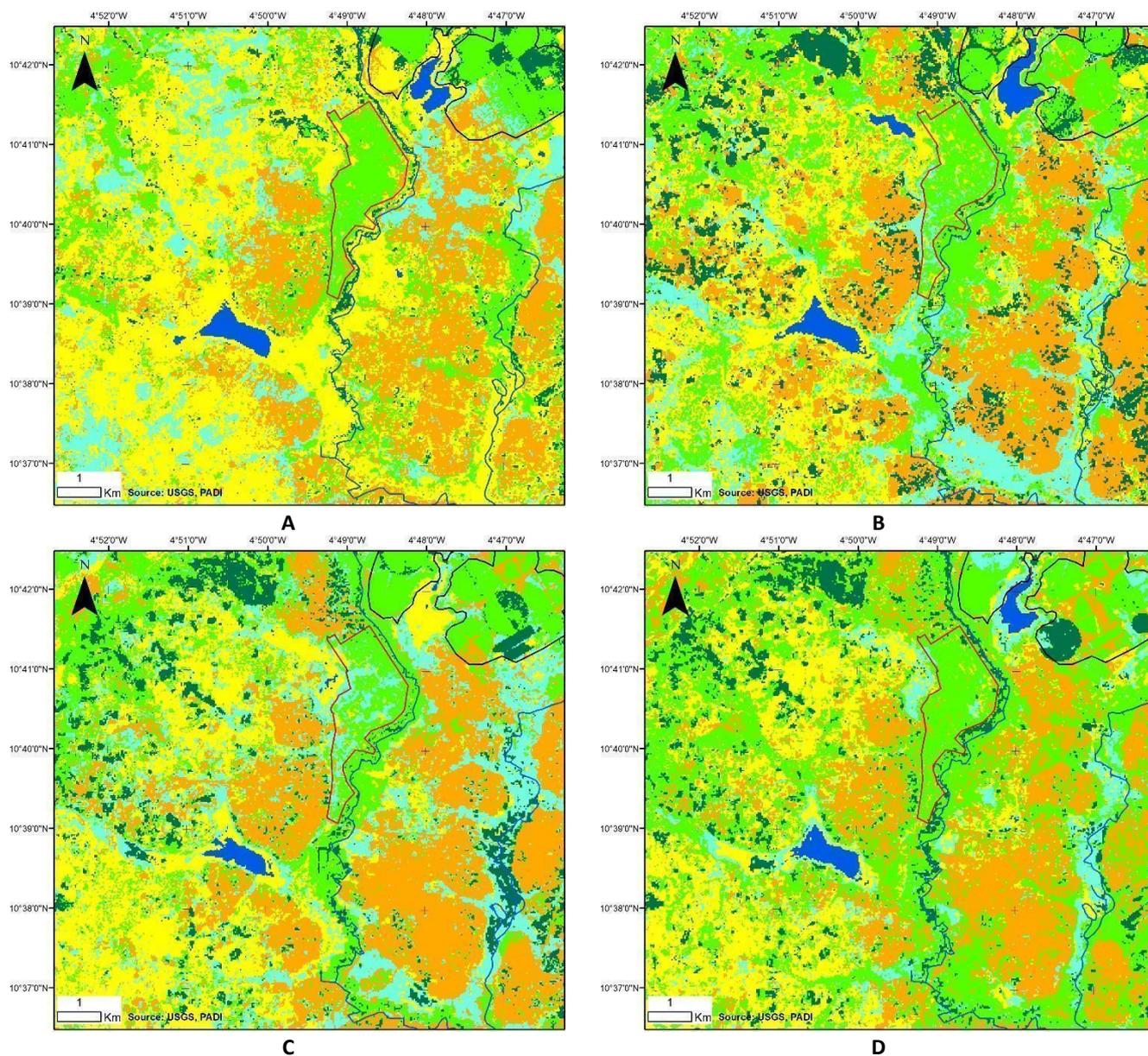
Tableau 3. Évaluation des résultats de la classification initiale

Images	Précision globale (%)	Kappa	Évaluation (*)
Landsat-5 TM, 1 ^{er} fév. 1986	72,57	0,64	Bonne
Landsat-7 ETM+, 02 fév. 2001	75,10	0,69	Bonne
Landsat-8 OLI, 16 jan. 2015	81,90	0,77	Bonne
Landsat-8 OLI, 22 jan. 2023	78,15	0,72	Bonne

(*) Selon les critères de Landis and Koch (1977) et Streiner and Norman (2003)

Tableau 4. Précisions des classifications (exprimées en %) avant correction de trajectoires des pixels pour chacune des classes considérées

	Arboriculture	Zones inondées	Agriculture irriguée	Agriculture pluviale	Arbustes et herbacés	Plans d'eau	User Accuracy	Prod. Accuracy
Landsat 5 TM 1986								
Arboriculture	29,58	0,41	0	0	0	0	95,45	29,58
Zones inondées	0	52,89	3,97	8,75	7,04	0	63,37	52,89
Agriculture irriguée	30,99	26,45	82,71	5,7	12,42	0	68,74	82,71
Agriculture pluviale	14,08	9,5	7,24	77,19	4,76	0	70	77,19
Arbustes et herbacés	25,35	10,74	6,07	8,37	75,36	13,64	78,28	75,36
Plans d'eau	0	0	0	0	0,41	86,36	96,61	86,36
Landsat 7 ETM+ 2001								
Arboriculture	86,46	1,07	2,23	0	3,29	0	88,61	86,46
Zones inondées	1,39	43,73	11,15	0,36	4,94	0	64,82	43,73
Agriculture irriguée	2,43	40,27	77,88	3,62	15,23	0	63,39	77,88
Agriculture pluviale	2,08	1,6	0,56	94,2	1,03	0	92,86	94,2
Arbustes et herbacés	7,64	13,33	8,18	1,81	75,1	0	75,1	75,1
Plans d'eau	0	0	0	0,41	0	100	97,18	100
Landsat 8 OLI 2015								
Arboriculture	78,83	3,7	3,7	0	5,33	0	78,06	78,83
Zones inondées	10,75	77,21	10,27	3,92	6,48	0	72,87	77,21
Agriculture irriguée	8,79	6,37	80,3	4,25	4,38	0	83,54	80,3
Agriculture pluviale	0,98	2,46	1,35	91,5	0,76	0	91,21	91,5
Arbustes et herbacés	0,65	10,27	4,38	0,33	83,05	2,44	84,5	83,05
Plans d'eau	0	0	0	0	0	97,56	100	97,56
Landsat 8 OLI 2023								
Arboriculture	90,55	2,31	5,01	0	3,12	0	82,49	90,55
Zones inondées	2,61	63,08	7,76	0,68	16,43	0	55,22	63,08
Agriculture irriguée	6,51	25	81,98	14,24	13,6	0	79,7	81,98
Agriculture pluviale	0	1,92	3,82	80,68	2,83	0	83,51	80,68
Arbustes et herbacés	0,33	7,69	1,43	4,41	64,02	0	83,09	64,02
Plans d'eau	0	0	0	0	0	100	100	100



Légende

- Rivière Comoé et affluents
- Champs de canne à sucre
- Périmètre rizicole de Karfiguela
- Zones d'arboriculture
- Zones d'agriculture irriguée
- Zones inondées
- Zones d'agriculture pluviale
- Végétation herbacée et arbustes
- Plans d'eau

Fig. 3. Classification initiale des images satellite.
 (A) Landsat-5 TM de 1986; (B) Landsat-7 ETM+ de 2001; (C) Landsat-8 OLI de 2015; (D) Landsat-8 OLI de 2023

4.2 CORRECTION DE LA TRAJECTOIRE DES PIXELS ET RECLASSIFICATION BASÉE SUR L'ANALYSE SPATIALE

À l'issue de la phase initiale de la classification, une fusion a été opérée entre la classe des plans d'eau et celle des zones inondées. D'un point de vue géomorphologique, les plans d'eau (mares et petits lacs pour l'essentiel) se situant dans des "zones inondées", ils ont été assimilés à ces zones inondées.

L'étude de la trajectoire des pixels au cours du temps a montré 216 trajectoires.

Sur l'ensemble des trajectoires considérées, certaines ne sont pas correctes. Au regard des réalités sur le terrain, répondant à une règle de changement probable des classes dans le temps, il serait improbable, voire impossible de voir des trajectoires tendant à réduire les superficies des zones agricoles irriguées (ceci, sans exclure des exceptions qui pourraient être rencontrées). Cette trajectoire serait contraire aux réalités d'expansion agricole constatées de plus en plus sur le terrain. À titre d'exemple, les trajectoires ci-dessous sont probablement incorrectes:

- Transition de "Zones irriguées" vers "Agriculture pluviale": l'agriculture pluviale se pratique sur les versants, tandis que les zones irriguées ou inondées se retrouvent dans le lit majeur du cours d'eau.
- Transition de "Zones irriguées" vers "Arbustes": la pression foncière sur les terres irriguées ne permet de mise en jachère volontaire des terres ou leur abandon vers une végétation naturelle. Ce cas de figure ne prend pas en compte les cas de jachère "forcée" dû à une insuffisance de l'eau d'irrigation en un temps et un lieu donné de la zone d'étude.
- Transition de "Zones irriguées" vers des "Zones inondées": la dynamique actuelle observée sur le terrain montre plutôt une utilisation des zones inondées (dans le cadre d'une maîtrise partielle de l'eau) pour la production de cultures telles que le riz. Aussi, on observe de plus en plus un assèchement précoce des plans d'eau du fait de la réduction de leurs profondeurs respectives sous l'effet de la sédimentation.

Ces trajectoires ont donc été corrigées, sur la base des interprétations visuelles et des informations reçues des agriculteurs et populations autochtones sur l'utilisation des terres et la couverture du sol.

À la suite de la correction des images, l'hypothèse (vérifiée sur le terrain) selon laquelle une zone d'irrigation ne peut se situer à plus 1 km de part et d'autre de la rivière a été appliquée à l'image post-classifiée. Les pixels des zones d'irrigation en dehors des zones tampon ont été reclassés.

4.3 ÉVALUATION DES PRÉCISIONS DES CLASSIFICATIONS APRÈS LA POST-CLASSIFICATION

Après tous les processus de post-classification, les images ont fait l'objet d'une évaluation et les résultats présentés dans les Tableaux 5 et 6. Cette évaluation montre une meilleure précision des classes de façon générale pour les trois périodes en atteste les valeurs des coefficients de Kappa. Les distributions spatiales des classes des quatre images sont présentées dans la Figure 4, ci-dessous.

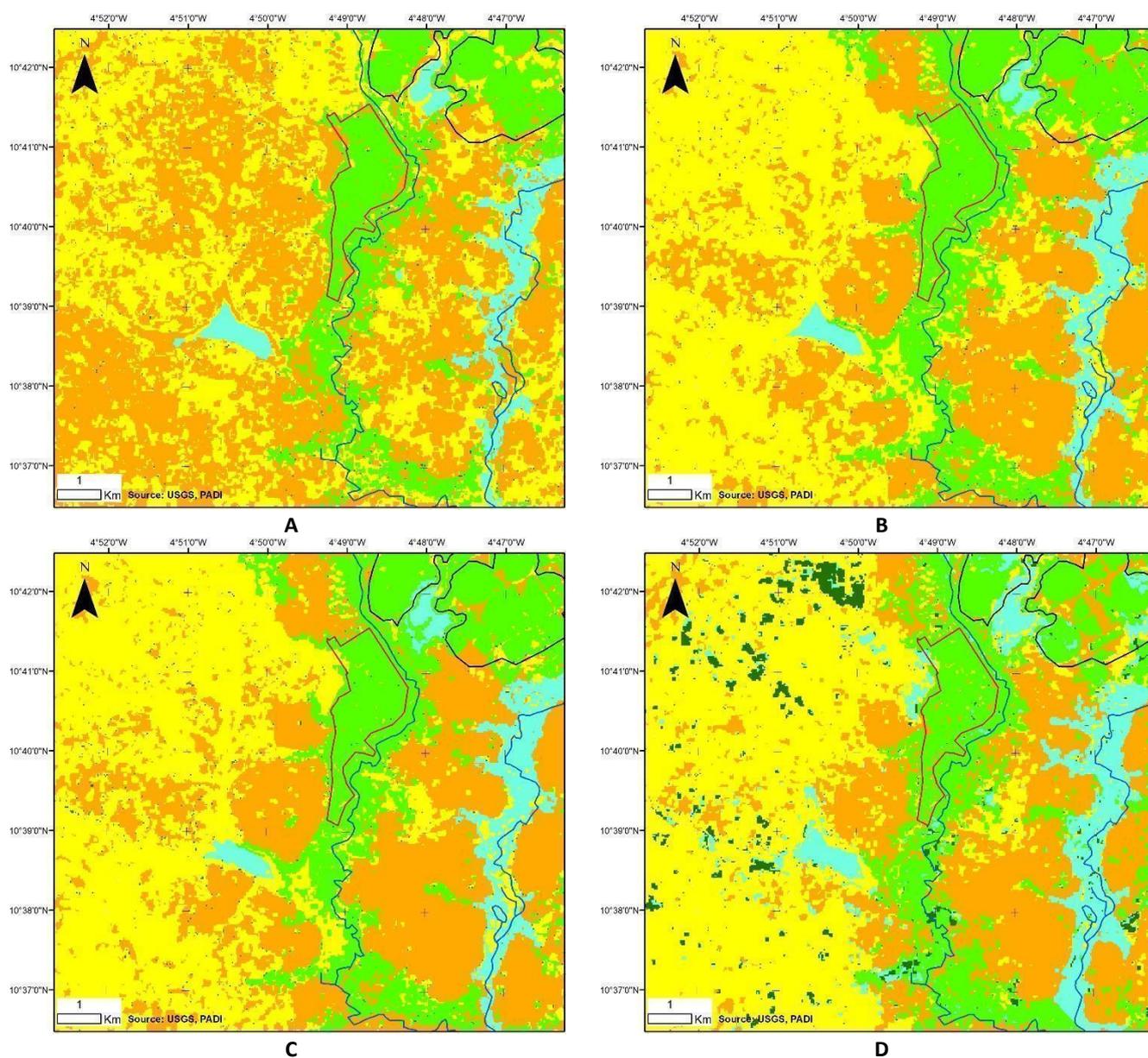
Tableau 5. Évaluation des résultats de la post-classification

Images	Précision globale (%)	Kappa	Évaluation (*)
Landsat-5 TM, 1 ^{er} fév. 1986	92,05	0.89	Très bonne
Landsat-7 ETM+, 02 fév. 2001	90,02	0.87	Très bonne
Landsat-8 OLI, 16 jan. 2015	92,50	0.87	Très bonne
Landsat-8 OLI, 22 jan. 2023	88,25	0.84	Très Bonne

(*) Selon les critères de Landis and Koch (1977) et Streiner and Norman (2003)

Tableau 6. Précisions des classifications (exprimées en %) après correction de trajectoires des pixels pour chacune des classes considérées

	Arboriculture	Zones inondées	Agriculture irriguée	Agriculture pluviale	Arbustes et herbacés	User Accuracy	Prod. Accuracy
Landsat 5 TM 1986							
Arboriculture	49,3	0	0	0	11,32	59,32	49,3
Zones inondées	19,72	100	0	1,14	12,74	92,79	100
Agriculture irriguée	2,82	0	100	1,14	0	98,83	100
Agriculture pluviale	7,04	0	0	88,59	2,36	95,88	88,59
Arbustes et herbacés	21,13	0	0	9,13	73,58	80	73,58
Landsat ETM+ 2001							
Arboriculture	74,65	0	0,56	0	7,03	91,1	74,65
Zones inondées	12,5	100	0,19	1,09	15,23	89,32	100
Agriculture irriguée	1,04	0	90,62	1,81	1,56	97,58	90,62
Agriculture pluviale	1,04	0	0	95,29	1,56	97,41	95,29
Arbustes et herbacés	10,76	0	8,63	1,81	74,61	69,96	74,61
Landsat 8 OLI 2015							
Arboriculture	78,18	0,65	0	10,77	0,85	87,27	78,18
Zones inondées	1,3	95,42	1,16	1,54	0,51	93,59	95,42
Agriculture irriguée	11,73	1,31	98,59	4,23	0,34	93,54	98,59
Agriculture pluviale	6,19	0,98	0,26	81,92	3,23	83,2	81,92
Arbustes et herbacés	2,61	1,63	0	1,54	95,08	97,05	95,08
Landsat 8 OLI 2023							
Arboriculture	78,39	0,9	0,16	0	0,42	97,37	78,39
Zones inondées	9,75	83,26	0,47	0	8,81	73,02	83,26
Agriculture irriguée	1,69	5,88	92,69	1,39	1,68	95,36	92,69
Agriculture pluviale	0	0	4,04	94,44	1,68	88,89	94,44
Arbustes et herbacés	9,32	9,95	2,18	4,17	85,74	85,39	85,74



Légende

- Rivière Comoé et affluents
- Champs de canne à sucre
- Périmètre rizicole de Karfiguela
- Végétation herbacée et arbustes
- Zones d'agriculture pluviale
- Zones d'agriculture irriguée
- Zones inondées
- Zones d'arboriculture

Fig. 4. Classification finale des images satellite.
 (A) Landsat-5 TM de 1986; (B) Landsat-7 ETM+ de 2001; (C) Landsat-8 OLI de 2015; (D) Landsat-8 OLI de 2023

4.4 ANALYSE DES CHANGEMENTS AU SEIN DES CLASSES ENTRE 1986 ET 2023

En termes de superficie, la classe de végétation irriguée est passée de 2156 ha en 1986 à 2697 ha en 2023 (soit 541 ha de plus) (Figure 5). Les superficies irriguées en 1986 correspondent en partie aux champs de canne à sucre de la société sucrière nationale (SN-SOSUCO), au périmètre rizicole de Karfiguela (aménagé en 1975), et à quelques exploitants maraîchers installés le long de la rivière Comoé. Entre 1986 et 2001, cette superficie est passée à 2763 ha (soit, 607 ha de plus qu'en 1986); ces nouvelles terres irriguées se localisent pour la plupart le long de la rivière Comoé et concernent majoritairement du maraîchage. Le début des années 2000 correspond au plan de la politique nationale, au lancement de la petite irrigation privée; cette initiative du gouvernement du Burkina Faso visait à soutenir un développement de l'irrigation de petites superficies irriguées au sein d'aménagements hydro-agricoles formels ou non (en opposition à la politique agricole des années 1970-1980 qui visait plutôt à développer de grands aménagements hydroagricoles). Le résultat de cette nouvelle politique agricole orientée vers la petite irrigation privée, a été un accroissement rapide des superficies agricoles irriguées. L'une des mesures phares de la nouvelle politique a été la subvention à l'achat des motopompes, les rendant ainsi plus accessibles aux producteurs. L'un des inconvénients de l'utilisation massive des motopompes dans l'exhaure de l'eau d'irrigation, a été une surconsommation d'eau (liée à une faible efficacité d'irrigation). Au sein de la zone d'étude, l'eau est devenue la "variable d'ajustement" des superficies agricoles irriguées, d'une année à l'autre. Ainsi, on constate qu'entre 2001 et 2023, les superficies irriguées oscillent entre 2700 et 2800 ha.

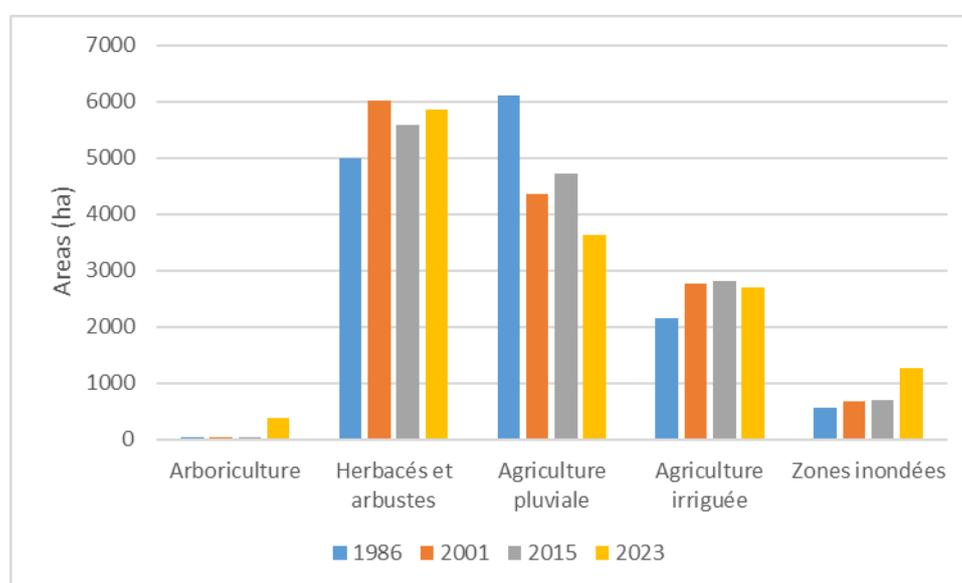


Fig. 5. Estimation des superficies des classes après post-classification

La vitesse et l'intensité des changements d'occupation/utilisation des terres entre 1986 et 2023 sont présentées dans les Figures 6 à 8. L'augmentation des superficies agricoles irriguées entre 1986 et 2001 s'est produite au détriment des zones de végétation herbacée et arbustive et des zones agricoles pluviales (Figure 6). Entre 2001 et 2015, et 2015 et 2023, cette augmentation a prioritairement ciblé des zones basses ou inondées (Figures 7 et 8). Ce ciblage des zones inondées pourrait correspondre à des parcelles de riziculture aménagées dans et/ou autour de ces zones inondées. L'étude de la mesure de l'intensité du changement montre que c'est l'intervalle 2015-2023 qui a connu les changements les plus rapides au sein des classes LULC (Figure 9).

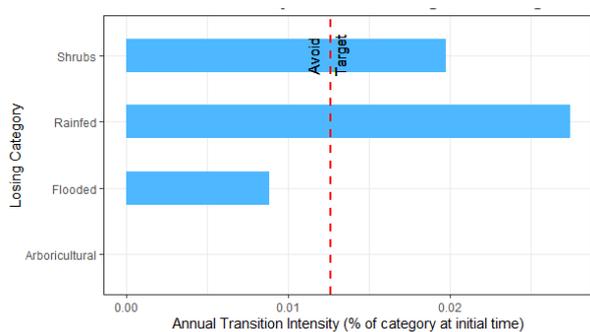


Fig. 6. Mesure de l'intensité de transition des autres classes au profit de celle des superficies irriguées entre 1986 - 2001

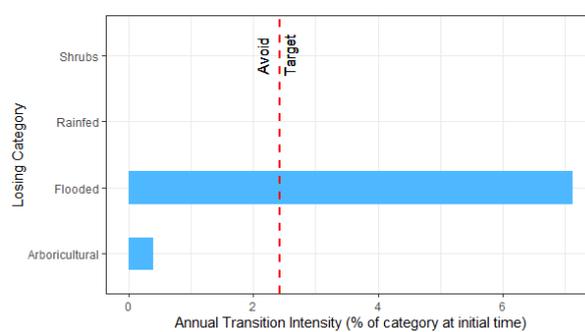


Fig. 7. Mesure de l'intensité de transition des autres classes au profit de celle des superficies irriguées entre 2001 - 2015

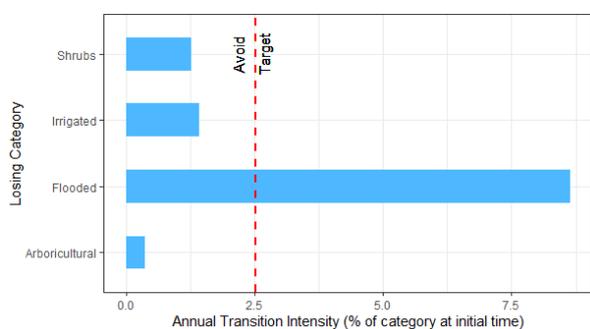


Fig. 8. Mesure de l'intensité de transition des autres classes au profit de celle des superficies irriguées entre 2015 - 2023

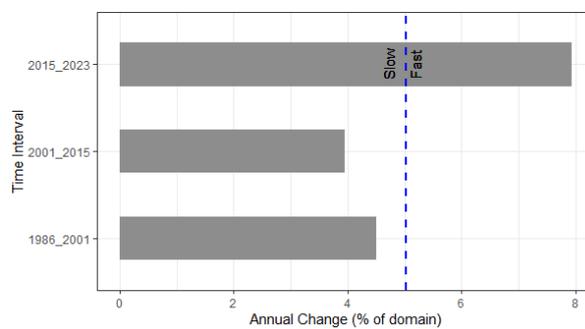


Fig. 9. Mesure de la vitesse du changement par intervalle de temps considéré (1986 - 2001, 2001 - 2015, 2015 - 2023)

Les années à venir pourraient apporter des perspectives sombres dans la satisfaction des besoins en eau d'irrigation au sein des zones agricoles tout au long de la rivière Comoé. Les eaux de cette rivière sont régulées en amont depuis la construction, entre 1976 et 1991, des trois barrages (Moussodougou, Toussiana et Lobi). Des règles d'allocation d'eau sont établies et révisées chaque année, au profit des usages agricoles et d'eau potable (prioritaire). Au sein des usagers agricoles, le plus gros consommateur est la SN-SOSUCO, puis suivent les producteurs maraîchers et rizicoles. La SN-SOSUCO est également le plus gros contributeur en matière de dépenses liées à l'utilisation de l'eau; il va sans dire que, au sein de l'usage agricole, leurs besoins sont "prioritairement" satisfaits, avant ceux des producteurs maraîchers. Une éventuelle diminution de la ressource en eau (sous l'effet du changement climatique), une augmentation des superficies de cultures maraîchères ou tout simplement une augmentation des besoins en eau agricole (sous l'effet du changement climatique), pourraient résulter en des demandes en eau agricole partiellement satisfaites, engendrant une concurrence dans l'accès à l'eau ou même des conflits.

La méthode mise en œuvre au cours de cette étude a permis d'atteindre les objectifs de l'étude. L'un des points forts de la méthode (déjà mise en œuvre partiellement par Traoré et al. (2013) et Traoré et al. (2019)) reste la correction de la trajectoire temporelle des pixels. Cette correction de trajectoire, basée sur une connaissance agronomique de la zone d'étude, permet régénérer une information assez précise sur l'occupation/utilisation du sol à des périodes assez reculées dans le temps. Nos travaux ont permis de reconstituer une carte assez précise de l'occupation/utilisation du sol en 1986. Toutefois, l'analyse de la trajectoire des pixels n'aura pas permis, à elle seule, de résoudre le problème de la confusion assez importante constatée entre les pixels de la classe de l'agriculture irriguée et ceux de la classe des zones inondées. La source de la confusion provient de la présence d'une certaine végétation naturelle au sein de la classe des zones inondées, entretenue par l'humidité des sols de ladite classe. La bonne connaissance de la zone d'étude a servi de base à l'analyse spatiale conduite, permettant ainsi de séparer les deux classes. Quelques pistes sont envisagées afin d'améliorer la discrimination entre les deux classes en utilisant notamment une analyse temporelle des séries d'indice de végétation normalisé (en anglais, *normalized difference vegetation index*, NDVI), en supposant que le profil NDVI de la végétation au sein de la classe des zones inondées est plus stable que celui

de la classe de l'agriculture irriguée. Une piste supplémentaire serait l'utilisation d'images RADAR pour une meilleure détection des zones inondées.

5 CONCLUSION

Le suivi des superficies agricoles irriguées au sein de la Haute-Comoé entre 1986 et 2023, a montré des variations notables. Les conclusions de cette étude ont montré que les zones irriguées ont augmenté d'un peu plus de 25% en 37 ans (1986 à 2023).

Pour atteindre cet objectif, nous nous sommes basés sur des images satellitaires qui ont subi une classification en utilisant l'algorithme "Support Vector Machine" (SVM). Un post-traitement sur la base de l'analyse de la trajectoire des pixels classifiés a permis une amélioration de la précision des classes en général. Une amélioration du post-traitement a permis une meilleure redéfinition de la classe d'agriculture irriguée. L'évaluation des résultats du post-traitement ont permis d'améliorer sensiblement la qualité des classifications.

Les résultats suggèrent que l'évolution future des zones agricoles irriguées au sein de la Haute-Comoé est tributaire des quantités d'eau qui seront allouées par les gestionnaires de la ressource, sachant que des tensions exacerbées par les péjorations climatiques annoncées sont à prévoir. Les résultats de l'étude constituent un outil pouvant aider à la gestion de l'eau agricole au sein de la Haute-Comoé.

REFERENCES

- [1] Aldwaik S.Z., Pontius R.G., 2012, Intensity analysis to unify measurements of size and stationarity of land changes by interval, category, and transition, *Landscape and Urban Planning*, 106, pp. 103-114.
- [2] Banko G., 1998, A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data and of Methods Including Remote Sensing Data in Forest Inventory, International Institute for Applied Systems Analysis, Laxenburg (Austria), p. 42
- [3] Bastiaanssen W.G.M., Molden D.J., Makin I.W., 2000, Remote sensing for irrigated agriculture: examples from research and possible applications, *Agricultural Water Management*, 46, pp. 137-155.
- [4] Chander G., Markham B.L., 2003, Revised Landsat-5 TM radiometric calibration procedures and postcalibration dynamic ranges, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41, pp. 2674-2677.
- [5] Chander G., Markham B.L., Helder D.L., 2009, Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors, *Remote Sensing of Environment*, 113, pp. 893-903.
- [6] Congalton R.G., Green K., 2009, *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices*, Boca Raton, FL, CRC/Taylor & Francis, (Second ed.), p. 200.
- [7] Foody G.M., 2002, Status of land cover classification accuracy assessment, *Remote Sensing of Environment*, pp. 185-201.
- [8] INSD, 2022, Cinquième Recensement Général de la Population et de l'Habitation du Burkina Faso: Synthèse des résultats définitifs, INSD, Ouagadougou, Burkina Faso, p. 136.
- [9] Kambou D., 2019. Évaluation des performances techniques de l'irrigation au Burkina Faso, Liege Université, Gembloux, Belgium, p. 190.
- [10] Koglo Y.S., Gaiser T., Agyare W.A., Sogbedji J.M., Kouami K., 2019, Implications of some major human-induced activities on forest cover using extended change matrix quantity and intensity analysis based on historical Landsat data from the Kloto District, Togo, *Ecological Indicators*, 96, pp. 628-634.
- [11] Landis J.R., Koch G.G., 1977, The measurement of observer agreement for categorical data, *Biometrics*, 33, pp. 159-174.
- [12] Mantero P., Moser G., Serpico S.B., 2005, Partially Supervised classification of remote sensing images through SVM-based probability density estimation, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43, pp. 559-570.
- [13] Mas J.F., 1999, Monitoring land-cover changes: A comparison of change detection techniques, *International Journal of Remote Sensing*, 20, pp. 139-152.
- [14] Mountrakis G., Im J., Ogole C., 2011, Support vector machines in remote sensing: A review, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 66, pp. 247-259.
- [15] Nébié O., 1993, Les aménagements hydro-agricoles au Burkina Faso: Analyse et bilan critiques, *Travaux de l'Institut Géographique de Reims, Espaces africains en crise. Formes d'adaptation et de réorganisation*, pp. 123-140.
- [16] Palé S., Traoré F., Wellens J., Tychon B., 2019, Diagnostic d'un système d'informations de gestion de l'eau à usage agricole dans le sous-bassin versant de la Haute-Comoé, Burkina Faso, *Geo-Eco-Trop*, 43, pp. 433-443.
- [17] Palé S., Wellens J., Traoré F., Roncoli C., Sallah A.-H.M., Zangré B.V.C.A., Tychon B., 2021, Testing an open app-based water management information system and its uptake among stakeholders in the Upper-Comoé river basin (Burkina Faso), *Water International*, pp. 1-15.

- [18] Pontius R.G., Gao Y., Giner N.M., Kohyama T., Osaki M., Hirose K., 2013, Design and Interpretation of Intensity Analysis Illustrated by Land Change in Central Kalimantan, Indonesia, *Land*, 2, pp. 351-369.
- [19] Richards J.A., Jia X., 2006, *Remote Sensing Digital Image Analysis*, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, (4th ed.), p. 439.
- [20] Servat E., Mahé G., 2009, Eau et zones arides: enjeux et complexité, *Science et changements planétaires / Sécheresse*, 20, pp. 7-8.
- [21] Streiner D.L., Norman G.R., 2003, *Health Measurement Scales: A Practical Guide to Their Development and Use*, Oxford University Press, USA, (3rd ed.), p. 296.
- [22] Traoré F., Bonkougou J., Compaoré J., Kouadio L., Wellens J., Hallot E., Tychon B., 2019, Using Multi-Temporal Landsat Images and Support Vector Machine to Assess the Changes in Agricultural Irrigated Areas in the Mogtredo Region, Burkina Faso, *Remote Sensing*, 11, p. 1442.
- [23] Traoré F., Cornet Y., Denis A., Wellens J., Tychon B., 2013, Monitoring the evolution of irrigated areas with Landsat images using backward and forward change detection analysis in the Kou watershed, Burkina Faso, *Geocarto International*, 28, pp. 733-752.
- [24] Traoré F., Palé S., Compaoré J., Bonkougou J., Baki C.B., Zaré A., Wellens J., Zangré B.V.C.A., Tychon B., 2023, Gestion de l'eau agricole de petites et moyennes retenues au Burkina Faso: cas de Mogtredo, *International Journal of Innovation and Applied Studies*, 40, pp. 940-955.
- [25] Turrall H., Svendsen M., Faures J.M., 2010, Investing in irrigation: Reviewing the past and looking to the future, *Agricultural Water Management*, 97, pp. 551-560.
- [26] Venot J.P., Fraiture C., Acheampong E., 2012, Revisiting dominant notions: A review of costs, performance and institutions of small reservoirs in sub-Saharan Africa, *IWMI Research Report*, 144, pp. 1-31.
- [27] VREO, 2010, Schéma Directeur d'Aménagement et de Gestion des Ressources en Eau du Bassin de la Comoé (SDAGE-Comoé): Analyse et diagnostic de l'état des lieux des ressources en eau du bassin, VREO Project, Bobo-Dioulasso, Burkina Faso, p. 95
- [28] Yaméogo W.M.V., Kaboré O., Sanon Z., Akpa Y.L., Traoré F., Tankoano B., Hien M., 2023, Dynamique spatio-temporelle des surfaces en eau du bassin du Nakanbé-Mané au Burkina Faso, *International Journal of Biological and Chemical Sciences*, 17, pp. 233-246.
- [29] Zhou P., Huang J., Pontius R.G., Jr., Hong H., 2014, Land classification and change intensity analysis in a coastal watershed of Southeast China, *Sensors (Basel, Switzerland)*, 14, pp. 11640-11658.