



*Étude de l'évolution de la surface irriguée entre 1990 et 2023 à la
frontière entre le Sud de la Turquie et le Nord de la Syrie.*

CERTIFICAT COMPLÉMENTAIRE EN GÉOMATIQUE

Sous la direction de Gregory Giuliani et Ahmed Haj Asaad

Par Léonard Müller

Juin 2024



Table des matières

1. Résumé	3
2. Introduction	4
1. Présentation de l'Organisation Geo Expertise et déroulement du Stage.....	4
2. Zone d'étude et contexte	4
3. Télédétection et concepts théoriques mobilisés	7
4. Objectifs et question de recherche.....	8
5. Méthodes.....	8
1. Satellites Landsat et bandes spectrales	8
2. Extraction des données géospatiales sur GEE d'un polygone	11
3. Création d'un modèle sur RStudio de régression linéaire	13
4. Création d'une collection d'images sur GEE des satellites Landsat 5, 7, 8 et 9.....	15
5. Calcul des indices NDVI et NDWI entre 1990 et 2023	17
6. Création des Time Series de NDVI et NDWI entre 1990 et 2023	19
7. Résultats	20
8. Discussion	26
9. Conclusion, limites et recommandations	27
10. Bibliographie	28
11. Annexes	29

1. Résumé

Cette étude a été menée sous la forme de stage au sein de Geo Expertise, une organisation à but non lucratif fondée en 2010 dont le siège se situe dans le canton de Genève. Celle-ci a pour but principal de promouvoir l'utilisation des Systèmes d'Information Géographique (SIG) comme outil essentiel d'aide à la décision dans de nombreux domaines. La zone d'étude a été définie à la frontière entre la Syrie et la Turquie. Cette étude a été menée sur une période de plus de 30 ans comprise entre 1990 et 2023. Grâce à la géomatique, des cartes sur l'évolution de la surface irriguée ont été produites. Pour cette production, les données de Landsat 5, 7, 8 et 9 ont été utilisées. De plus, trois modèles de régression linéaire sur les bandes de vert, rouge et proche infrarouge ont été proposés afin d'adapter les données de Landsat 5 et 7 en se basant sur les données de Landsat 8. Pour la création de ces 3 modèles, deux images de Landsat 7 et Landsat 8 en août 2021 ont été extraites sur un polygone appartenant à la zone d'étude. Ce travail a permis de créer un ensemble de six séries de NDVI et de NDWI afin de montrer l'évolution de la surface irriguée. La surface irriguée en Turquie semble montrer une croissance importante. En opposition dans la même région et de l'autre côté de la frontière, la surface irriguée en Syrie ne semble pas avoir eu d'importantes variations dans le temps. Les principaux outils de cette étude ont été Google Earth Engine (GEE), ArcGIS et RStudio.

2. Introduction

1. Présentation de l'Organisation Geo Expertise et déroulement du Stage

Ce travail a été mené au sein de Geo Expertise, une organisation à but non lucratif fondée en 2010 dont le siège se situe dans le canton de Genève, en Suisse. Celle-ci a pour but principal de promouvoir l'utilisation des Systèmes d'Information Géographique (SIG) comme outil essentiel d'aide à la décision dans de nombreux domaines, notamment le développement durable, la gestion des ressources naturelles, et la promotion des droits de l'Homme (*Geo Expertise, 2024*). Cette association a aussi pour but de contribuer à la collecte de bases de données géographiques et d'informations pertinentes, de contribuer à la l'élaboration de cartes thématiques ainsi qu'à la publication de rapports statistiques (*Geo Expertise, 2024*). Elle a pour objectif de contribuer au renforcement des capacités des Organisations Non Gouvernementales (ONG) et des organismes publics et privés par le développement d'outils SIG appropriés (*Geo Expertise, 2024*). Son équipe est composée d'experts internationaux aux formations diverses, telles qu'en : économie, géographie, hydrologie, géologie, ingénierie, agriculture, environnement, droit, gouvernance, relations internationales, conflit et consolidation de la paix. Geo Expertise est en partenariat avec plusieurs centres de recherche, universités, institutions spécialisées des Nations Unies (ONU) et d'ONG. Geo Expertise est membre du Swiss Water Partnership (SWP) et s'est vu accorder le statut consultatif spécial auprès du Conseil Économique et Social (ECOSOC) des Nations Unies. Le stage dans cette organisation s'est déroulé à Genève sous forme de travail à distance et de manière autonome. Des réunions à distance ont eu lieu avec le responsable de stage, Monsieur Ahmed Haj Asaad afin de faire le point sur l'avancement du projet ainsi que sur les étapes suivantes pour mener à bien cette étude. Ce stage a permis de travailler et d'améliorer la compréhension de sujets pluridisciplinaires grâce à l'outil de la géomatique. Il a aussi permis de mettre en avant et de représenter l'évolution spatiotemporelle de la zone d'étude par l'utilisation d'outils géomatiques. Celui-ci s'est déroulé au sein de l'Université de Genève, grâce à laquelle les licences de logiciels tels que ArcGIS ont été disponibles pour la création des cartes.

2. Zone d'étude et contexte

La zone d'étude est située à la frontière entre la Turquie représentée en vert et la Syrie représentée en violet sur la figure 1.

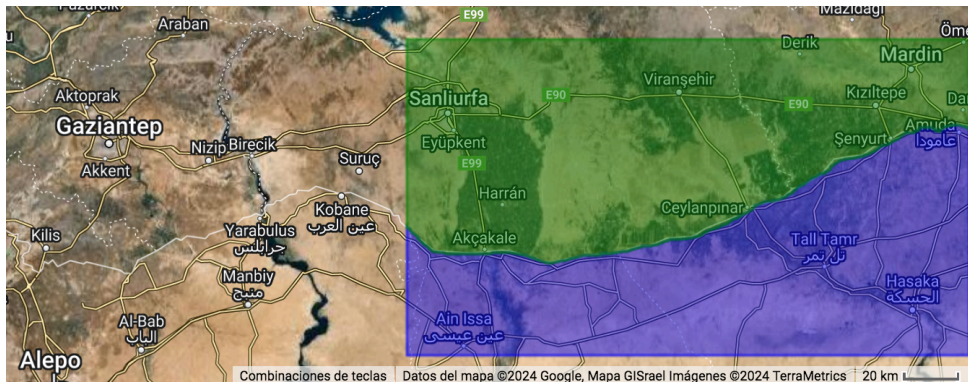


Figure 1: Zone d'étude définie par Geo Expertise à la frontière entre la Turquie et la Syrie

Le climat en Turquie dans les régions du Sud, tel que celui de la région d'Anatolie du Sud à la frontière avec la Syrie, sont caractérisées par la classification des climats de Köppen-Geiger comme climat méditerranéen subtropical a été sec (Csa) (Turkes, 2020). C'est-à-dire que les étés sont chauds avec des moyennes comprises entre 24°C et 29°C et de maximums au dessus de 38°C (Turkes, 2020), avec des moyennes pour les mois de faibles températures d'environ 10°C. Ces régions sont caractérisées par un risque moyen à élevé de sécheresse (Turkes, 2020). De plus, la zone autour de la frontière entre la Turquie et la Syrie affiche les probabilités maximales d'être dans une situation de sécheresse extrême (Turkes, 2020). Il est important de noter que les sécheresses peuvent être divisées en 4 grands groupes : sécheresses météorologiques, de l'agriculture, hydrologiques et socio-économiques. La sécheresse agricole est liée à la perte d'humidité du sol au niveau des racines des plantes et peut avoir pour conséquence une forte diminution du rendement de l'agriculture. La sécheresse hydrologique est liée à la diminution de la quantité ou du niveau d'eau, qui est inférieur à la quantité demandée, dans les systèmes hydrologiques ou dans les réservoirs d'une région. Puis, dans un dernier temps, la sécheresse météorologique, agricole et hydrologique peut se transformer en sécheresse socio-économique lorsque l'ampleur et la durée d'une période de sécheresse augmentent (Turkes, 2020). Les sécheresses affectent la vie et la santé humaine, les systèmes socio-économiques et écologiques (Turkes, 2020).

Avec une forte croissance de l'agriculture irriguée, l'eau devient une ressource plus rare dans la région (Mutin, 2003). Le partage de la ressource en eau des fleuves du Tigre et de l'Euphrate est délicat et souvent conflictuel entre les pays riverains : l'Irak, la Turquie et la Syrie (Mutin, 2003). Pour ces deux ressources en eau essentielles dans la région, de manière générale, il est possible de constater un déphasage entre les phases de culture et les périodes de haute et basses eaux, avec des périodes basses entre juillet et novembre lorsque l'agriculture a le plus besoin d'eau (Mutin, 2003). Le Tigre et l'Euphrate sont caractérisés par leur forte irrégularité saisonnière, avec 53% des écoulements entre mars et mai, puis des étiages à la fin de l'été entre août et septembre (Mutin, 2003). Il faut noter qu'il n'y a pas d'accord global entre la Syrie, la Turquie et l'Irak pour le partage des ressources en eau de l'Euphrate qui est le troisième fleuve le plus long au Moyen Orient après le Nile et le Tigre (Daher, 2022). Après 1963, la Syrie avait investi dans divers types d'infrastructures pour la

gestion des ressources en eau tels que des barrages, des systèmes d'irrigation et des stations d'épuration d'eau (Daher, 2022). C'est ce contexte de développement de politiques dans le but d'atteindre la sécurité alimentaire que les ressources en eaux, notamment des eaux souterraines, ont été surexploitées pendant les décennies suivantes (Daher, 2022). En effet, le développement des surfaces irriguées était très important et a plus que doublé entre 1985 et 2010 (Daher, 2022). Les ressources en eau varient entre les régions, mais la source principale pour l'irrigation était les eaux souterraines, qui avant 2011 représentaient 53% des apports pour la surface irriguée (Daher, 2022).

En Syrie, dans le contexte du printemps arabe, plusieurs manifestations contre le régime syrien dans les villes de Deraa et Damas ont eu lieu en mars 2011 (Haj Asaad, 2022). Depuis les premières violences meurtrières qui ont éclaté, l'agitation syrienne s'est rapidement intensifiée et, au début de l'année 2020, ce conflit a fait 586 100 victimes, dont 116 000 civils (Linke & Ruether, 2021). Le conflit en Syrie a aggravé les défis déjà présents avant 2011 et généré de nouveau par la destruction des centres d'assainissement d'eau, d'infrastructures ainsi que par de nouvelles pollutions d'eau (Daher, 2022). La Syrie a conclu des accords transfrontaliers pour assurer des quantités des apports en eau, mais la mise en œuvre de ces accords n'a pas été réussie et les apports en eau restent donc incertains (Daher, 2022). Il est essentiel de noter qu'environ la moitié des ressources en eau renouvelables de la Syrie sont issues de flux transfrontaliers (Daher, 2022). Dans le Nord-Est de la Syrie le contrôle de la Turquie sur l'Euphrate et des restrictions sur les flux d'eau ont donné lieu à plusieurs pénuries mettant la population locale dans une situation de défi pour accéder à l'eau (Daher, 2022). De plus, suite au conflit, les infrastructures d'approvisionnement en eau ont été endommagées ou détruites. Une investigation des Nations Unies a montré qu'il y a eu 46 attaques sur des installations en eau uniquement en 2019 (Daher, 2022).

La partie de la zone d'étude en Syrie se situe dans une zone agro écologique qui peut être décrite comme marginale entre les zones arables et désertiques avec une moyenne de précipitations annuelle comprise entre 100 et 200 mm (Daher, 2022). En Syrie, les régions de Raqqa et Al-Hasaka correspondante à la zone d'étude ont toutes les deux eu des sécheresses dans les années entre 1998 et 2000, mais aussi les années 2008 et 2009, puis les années 2020 et 2021 (Daher, 2022). Des sécheresses sévères ont été rapportées dans la région de Al-Hasaka pour les années 2007 et 2008 (Daher, 2022). L'irrigation est principalement utilisée pour des cultures de blé, légumes, coton, pommes de terre, betteraves et agrumes (Daher, 2022). Le secteur agricole dépend énormément de l'irrigation notamment dans les régions du Nord comme les régions de Al-Hasaka et Raqqa (Daher, 2022), qui sont les deux régions dans lesquelles se situe la zone d'étude.

D'autre part, en Turquie en 1997 est lancé le projet du Sud-Est Anatolien Güneydoğu Anadolu Projesi (GAP) (Mallet, 2011). Il peut être considéré comme le projet régional le plus grand de la Turquie (Bilgen, 2018). Il faut noter que la région du GAP était perçue comme une

région aride associée à des précipitations faibles, des températures extrêmes et comme une région sous développée (Bilgen, 2018). Initialement conçu comme un projet technique dans le but d'exploiter les ressources en eau et de produire de l'énergie, il va se transformer en un projet visant à rendre la région la plus pauvre en Turquie en une région en évolution par sa transformation en un centre d'exportation de produits agricoles (Mallet, 2011). Le GAP est un projet qui a pour but la construction de vingt-deux barrages par l'aménagement des bassins du Tigre et de l'Euphrate (Mallet, 2011) avec un total de 19 centrales hydroélectriques (Bilgen, 2018). Ce projet est aussi la construction de 7 000 km de canalisation incluant deux tunnels de Sanliurfa, dans le but d'irriguer 1 700 000 hectares ce qui représente un 20% des terres irrigables en Turquie (Mallet, 2011). Ce projet de par son ampleur et ses dimensions multiples a donc eu des implications conséquentes à l'échelle nationale et internationale (Bilgen, 2018).

3. Télédétection et concepts théoriques mobilisés

La télédétection recueille des données spatiales et temporelles qui fournissent des informations sous forme d'images multi spectrales géo référencées (Singh et al., 2023). La télédétection par l'acquisition de données spectrales basées sur la réflectance de différentes longueurs d'onde met à disposition des images de végétation et de couverture du sol (Singh et al., 2023). Celle-ci donne des informations sous la forme de réflectances issues de par le rayonnement réfracté ou dispersé de l'objet d'étude (Singh et al., 2023). Le Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) est un indice qui permet d'étudier l'évolution de la végétation dans le temps (Obuchowicz et al., 2024). C'est un des premiers produits analytiques qui permet de simplifier la complexité des images multi spectrales et qui est très utilisé pour évaluer la végétation (Huang et al., 2021). Celui-ci se base sur la différence entre la bande rouge fortement absorbée par la végétation et la bande proche infrarouge (NIR) fortement réfléchi par la végétation afin de mesurer l'état de santé de la végétation (Obuchowicz et al., 2024). Les valeurs de cet indice varient entre -1 et +1, les valeurs négatives correspondent à des nuages, de l'eau et de la neige, et les valeurs proches de zéro sont liées à des surfaces de sols nus (Obuchowicz et al., 2024). Le NDVI est utilisé pour monitorer l'état de la végétation, en effet, si l'état de santé de la végétation baisse, celle-ci change de couleur au niveau des feuilles en passant de vert à une couleur brune ce qui va avoir pour effet d'augmenter l'absorption des rayons NIR (Obuchowicz et al., 2024). Cet indice, basé sur la réflectance, est notamment utilisé dans l'agriculture pour monitorer les conditions de la végétation (Singh et al., 2023). Les analyses historiques de time series des indices de végétation ont un potentiel pour étudier les dynamiques temporelles telles que le changement de l'occupation des sols (Perez & Vitale, 2023).

La télédétection de l'eau présente dans la végétation a d'importantes applications en agriculture et en sylviculture (Gao, 1996). Le Normalized Difference Water Index (NDWI) est obtenu en combinant les réflectances des longueurs d'onde vert et des longueurs d'onde du

proche infrarouge (NIR). Il est utilisé dans le monitoring en agriculture et hydrologie (Singh et al., 2023). Il peut permettre la compréhension des dynamiques d'eau et de son impact sur les cultures (Singh et al., 2023). Cet indice a été proposé pour la première fois par McFeeters en 1996 (EOS, 2024). Un des désavantages de cet indice est qu'il est sensible aux surfaces bâties (EOS, 2024). En général les valeurs de végétation appauvrie en eau affichent des valeurs de NDWI négatives (Gao, 1996). Il est possible de noter que le NDWI est un des indices importants dans la classification des cultures irriguées (Zurqani et al., 2021).

4. Objectifs et question de recherche

Ce stage a été consacré à l'étude de l'évolution dans le temps de la surface irriguée dans une zone située à la frontière entre la Turquie et la Syrie définie par le directeur de recherche et fondateur de Geo Expertise Monsieur Ahmed Haj Asaad. L'objectif de cette étude est de monter l'évolution de la surface irriguée dans la zone d'étude. Cette étude vise à apporter des éléments de réponses à la problématique suivante : Quelle est l'évolution entre 1990 et 2023 de la surface irriguée dans la zone d'étude à la frontière entre la Turquie et la Syrie ? Quelles différences dans cette évolution sur 30 ans de part et d'autre de la frontière ? Dans ce but la production de cartes et de graphiques permettant une analyse de l'évolution spatiale et temporelle de la surface irriguée a été réalisée. Pour répondre à cette problématique, l'indice de végétation Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) a été calculé sur la zone d'étude. De plus, plusieurs cartes de NDVI pendant des années clés entre 1990 et 2023 ont été produites ainsi que l'évolution de l'Indice Normalized Difference Water Index (NDWI). Cette étude a été réalisée sur une échelle de temps importante, c'est à dire sur une période de plus de 30 ans. Les outils principaux de ce stage ont été Google Earth Engine (GEE), ArcGIS et RStudio.

5. Méthodes

1. Satellites Landsat et bandes spectrales

Les missions Landsat sont actuellement composées de huit satellites opérationnels d'observation de la Terre qui transportent des capteurs à distance pour collecter des données et des images de notre planète dans le cadre du programme National Land Imaging (NLI) de l'U.S. Geological Survey (USGS, 2024). Les données des satellites sont traitées et hébergées au centre EROS (Earth Resources Observation and Science) de l'USGS. Les satellites Landsat sont caractérisés par une orbite héliosynchrone, quasi polaire passant à proximité des pôles ce qui leur permet de passer au dessus de l'équateur sur différentes longitudes à chaque rotation, permettant d'obtenir une image globale après environ 251 orbites soit environ 16 jours (USGS, 2024). Les satellites Landsat et leurs données ont été choisis pour l'étude notamment par la mise à disposition de données gratuites sur une large échelle de temps de jusqu'à 40 ans

(Obuchowicz et al., 2024) avec une résolution spatiale de 30 m adaptée à l'étude. Les données géospatiales utilisées pour cette étude sont issues des missions Landsat 5, 7, 8 et 9. Les collections d'images de surface réflectance (SR) corrigées atmosphériquement ont été utilisées dans cette étude pour la production des indices de NDVI et de NDWI. De plus, une production complémentaire de cartes de l'indice de NDVI a été réalisé pour les années clés pour illustrer les résultats du time series et en lien avec le contexte climatique et géopolitique de l'étude pour les années 1990, 2000, 2009, 2013 et 2023. Cette production complémentaire permet de représenter l'évolution de la surface de la zone d'étude. Sur le tableau 1 suivant sont résumés les Bandes utilisées pour cette étude.

Tableau 1 : Missions Landsat, bandes, longueur d'onde et résolution utilisées pour cette étude

Satellite Landsat	Début et fin de mission	Bandes, longueur d'onde et résolution
Landsat 5	1984 – 2012	Band 2 Visible Green (0.52 - 0.60 μm) 30 m Band 3 Visible Red (0.63 - 0.69 μm) 30 m Band 4 Near-Infrared (0.76 - 0.90 μm) 30 m
Landsat 7	1999 - 2021	Band 2 Green (0.52 - 0.60 μm) 30 m Band 3 Red (0.63 - 0.69 μm) 30 m Band 4 Near-Infrared (0.77 - 0.90 μm) 30 m
Landsat 8	2013 - 2024	Band 3 Green (0.53 - 0.59 μm) 30 m Band 4 Red (0.64 - 0.67 μm) 30 m Band 5 Near-Infrared (0.85 - 0.88 μm) 30 m
Landsat 9	2021 - 2024	Band 3 Visible Green (0.53 - 0.59 μm) 30-m Band 4 Red (0.64 - 0.67 μm) 30-m Band 5 Near-Infrared (0.85 - 0.88 μm) 30-m

Dans le but de travailler sur une échelle de temps de près de 30 ans, qui comprend des images de 1990 jusqu'à 2023, il a été nécessaire de travailler avec des collections d'images de plusieurs missions Landsat. De manière générale, il est possible de constater des différences significatives entre les capteurs de différents satellites (Perez & Vitale, 2023). À cause des différences dans la largeur des bandes, des résolutions spatiales et des traitements de données, différents capteurs peuvent donner lieu à des variations lors de calcul d'indices tels que le NDVI (Huang et al., 2021). De nombreuses études ont intégré les données de plusieurs satellites tels que des ensembles de données de Landsat et de Sentinel. Dans la majeure partie de ces études, il est possible de constater qu'elles n'approfondissent pas la consistance spectrale des différents ensembles de données et assument leur validité (Perez & Vitale, 2023). D'après le tableau 1, les gammes de longueurs d'onde mesurées des bandes des satellites diffèrent.

Les gammes de longueurs d'onde mesurées par Landsat 5 et 7 peuvent être considérées comme identiques à l'exception de la bande 4 proche infrarouge (NIR) qui possède une plage de mesure qui diffère très légèrement de 0.01 μm entre les deux satellites. Dans cette étude,

il a été considéré que les bandes de Landsat 5 et 7 sont très proches, ainsi les géodonnées de ces deux satellites ont été traitées de manière identique. De manière globale il est possible de constater que les deux satellites Landsat 5 et 7 possèdent des mesures des longueurs d'onde différentes des deux satellites plus récents Landsat 8 et 9. Ces différences au niveau des mesures peuvent entraîner des variations plus importantes lors de l'utilisation des bandes pour le calcul d'indices tels que le NDVI ou le NDWI, c'est pourquoi un modèle de régression linéaire a été établi afin d'adapter les valeurs des bandes de Landsat 5 et 7 en fonction des bandes de Landsat 8 et 9. Cette modification a pour but d'obtenir une base de données plus homogène afin de produire des résultats plus robustes.

Sur la figure 2 cinq étapes principales sont représentées un schéma résumant les différentes méthodes et traitements de géo données réalisés, ces étapes sont détaillées à la suite.

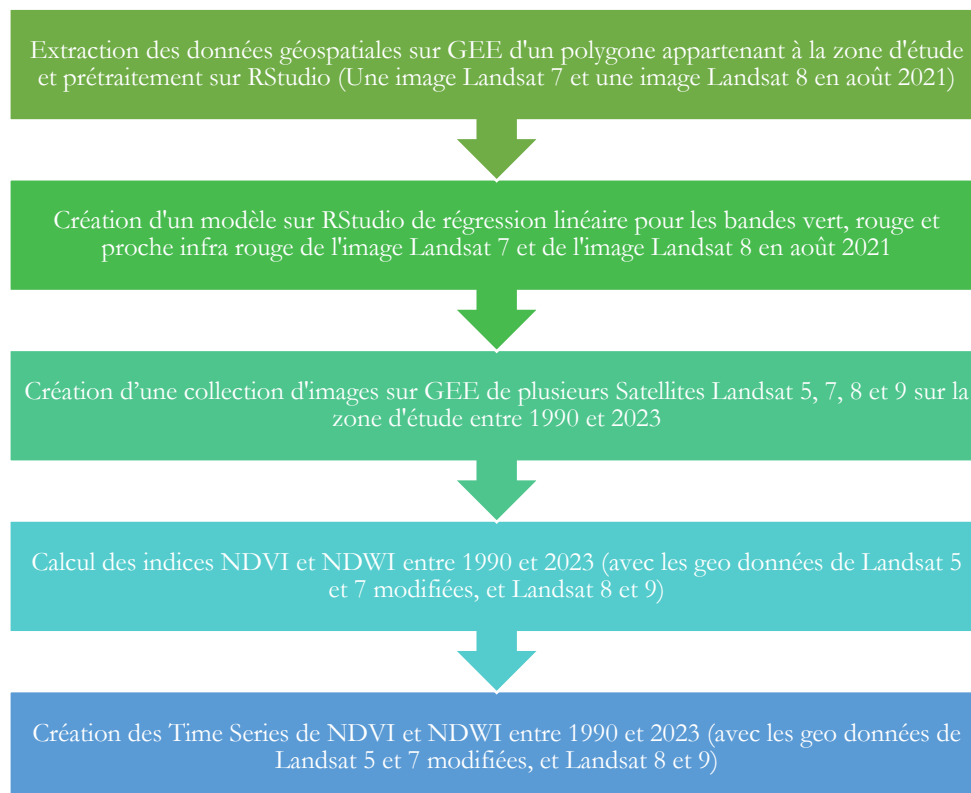


Figure 2 : Schéma des étapes de l'étude pour le calcul des indices de NDVI et NDWI ainsi que des Time series entre 1990 et 2023 sur la zone d'étude définie par Geo Expertise

2. Extraction des données géospatiales sur GEE d'un polygone

Afin de créer le modèle de régression linéaire des bandes avec une jeu de données limité, un polygone appartenant à la zone d'étude de 10 km² a été sélectionné (figure 3).

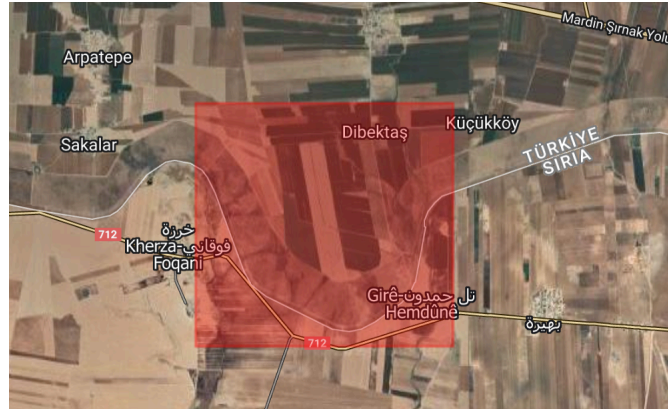


Figure 3 Polygone appartenant à la zone d'étude sur lequel se base le modèle

Dans le but d'avoir des données pertinentes pour la création du modèle, le polygone appartient et correspond à une petite portion de la zone d'étude. Les satellites Landsat 7 et Landsat 8 sont tous les deux actifs pendant l'année 2021. Le mois d'août a été choisi pour correspondre au maximum avec la dimension temporelle d'étude. Ainsi, une image de chaque satellite a été sélectionnée pendant le mois d'août 2021 avec 8 jours d'écart et une couverture nuageuse en dessous de 15%. Celle-ci ont été extraites sous la forme de raster sur GEE (Annexe 1). L'extraction et le traitement et des données ont été réalisés avec GEE qui est une vaste base de données d'images satellites et de données géospatiales avec d'importantes capacités et performances pour analyser ces données (Perez & Vitale, 2023).

Suite à leur exportation, ces deux images ont été importées et traitées sur RStudio notamment avec le package terra Spatial Data Analysis qui permet de travailler avec des rasters sur RStudio. Les deux images ont été importées sous la forme de couches raster et les bandes renommées à l'aide du code suivant :

```
rast.path7 <- file.path(wd, "Landsat7_Image_08_2021_green_red_nir.tif")
rland7 <- rast(rast.path7)
names(rland7) <- c("L7B2", "L7B3", "L7B4") #renomme les bandes

rast.path8 <- file.path(wd, "Landsat8_Image_08_2021_green_red_nir.tif")
rland8 <- rast(rast.path8)
names(rland8) <- c("L8B3", "L8B4", "L8B5") #renomme les bandes
```

Ensuite, les rasters ont été visualisés comme représenté sur la figure 4 à l'aide du code suivant :

```
par(mfrow=c(2,3))
```

```

mycol = terrain.colors(100)
plot(rland7$L7B2, main = "Landsat 7 Bande 2 (Green)", cex.main=0.5, cex.lab=0.5, xlab = "coordonnées WGS 84", ylab = "coordonnées WGS 84")
plot(rland7$L7B3, main = "Landsat 7 Bande 3 (Red)", cex.main=0.5, cex.lab=0.5, xlab = "coordonnées WGS 84", ylab = "coordonnées WGS 84")
plot(rland7$L7B4, main = "Landsat 7 Bande 4 (NIR)", cex.main=0.5, cex.lab=0.5, xlab = "coordonnées WGS 84", ylab = "coordonnées WGS 84")
plot(rland8$L8B3, main = "Landsat 8 Bande 3 (Green)", cex.main=0.5, cex.lab=0.5, xlab = "coordonnées WGS 84", ylab = "coordonnées WGS 84")
plot(rland8$L8B4, main = "Landsat 8 Bande 4 (Red)", cex.main=0.5, cex.lab=0.5, xlab = "coordonnées WGS 84", ylab = "coordonnées WGS 84")
plot(rland8$L8B5, main = "Landsat 8 Bande 5 (NIR)", cex.main=0.5, cex.lab=0.5, xlab = "coordonnées WGS 84", ylab = "coordonnées WGS 84")

```

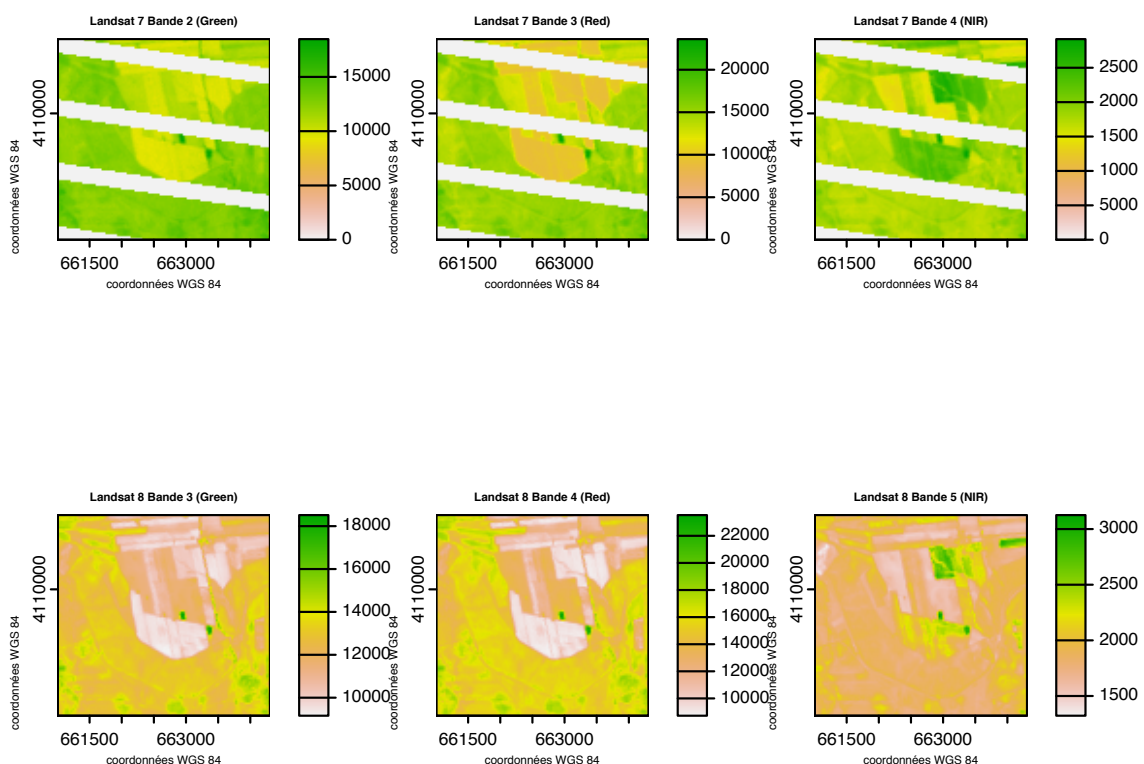


Figure 4 Visualisation des bandes vert, rouge et proche infrarouge pour Landsat 7 et Landsat 8

Avant d’aligner les deux rasters, plusieurs paramètres ont été vérifiés tels que l’étendue, la résolution, le système de projection et le nombre de pixels total à l’aide du code suivant :

```

ext(rland7) == ext(rland8) #étendue
res(rland7) == res(rland8) #résolution
crs(rland7) == crs(rland8) #projection
ncell(rland7) == ncell(rland8) #nombre de pixels total

```

Les rasters ont été alignés pour travailler avec un seul objet et ainsi convertir les données dans un tableau représenté sur la figure 5 avec les 3 bandes (vert, rouge, proche infrarouge), puis

les lignes avec des zéros issues du problème de Landsat 7 ont été supprimées à l'aide du code suivant :

```
rstack <- c(rland7,rland8)
tab<-as.data.frame(rstack)
tab <- subset(tab, !apply(tab, 1, function(x) any(x == 0)))
```

	L7B3	L7B4	L8B4	L8B5
6942	14684	17291	15284	18779
6943	15020	16973	15497	18449
6944	15132	17132	15930	18631
6945	15245	17291	15829	18737
6946	15468	17767	15671	18684

Figure 5 Extrait du tableau de données issu des images de Landsat 7 et Landsat 8 pour les bandes vert, rouge et proche infrarouge

3. Création d'un modèle sur RStudio de régression linéaire

Avec le tableau de données, un nuage de points et une droite de régression linéaire a été tracée pour chacune des trois bandes. Le code suivant montre la régression pour la bande verte :

```
# Régression linéaire pour la bande verte
lm_vert<- lm(tab$L7B2~tab$L8B3)
summary(lm_vert)

# Plot des valeurs brutes
plot(tab$L8B3, tab$L7B2,
     xlim = c(0,30000),
     ylim = c(0,30000),
     cex.main= 0.75, cex.lab= 1,
     xlab = "Landsat 7 Bande 2 (green)",
     ylab = "Landsat 8 Bande 3 (green)",
     main = "Regression linéaire bande verte")

# Ajout de la regression linéaire
abline(lm_rouge, col = "green")
```

Une fois les trois régressions réalisées (Annexe 2), elles ont permis d'obtenir les 3 modèles représentés à la suite sur la figure 6 entre les bandes de Landsat 7 et de Landsat 8.

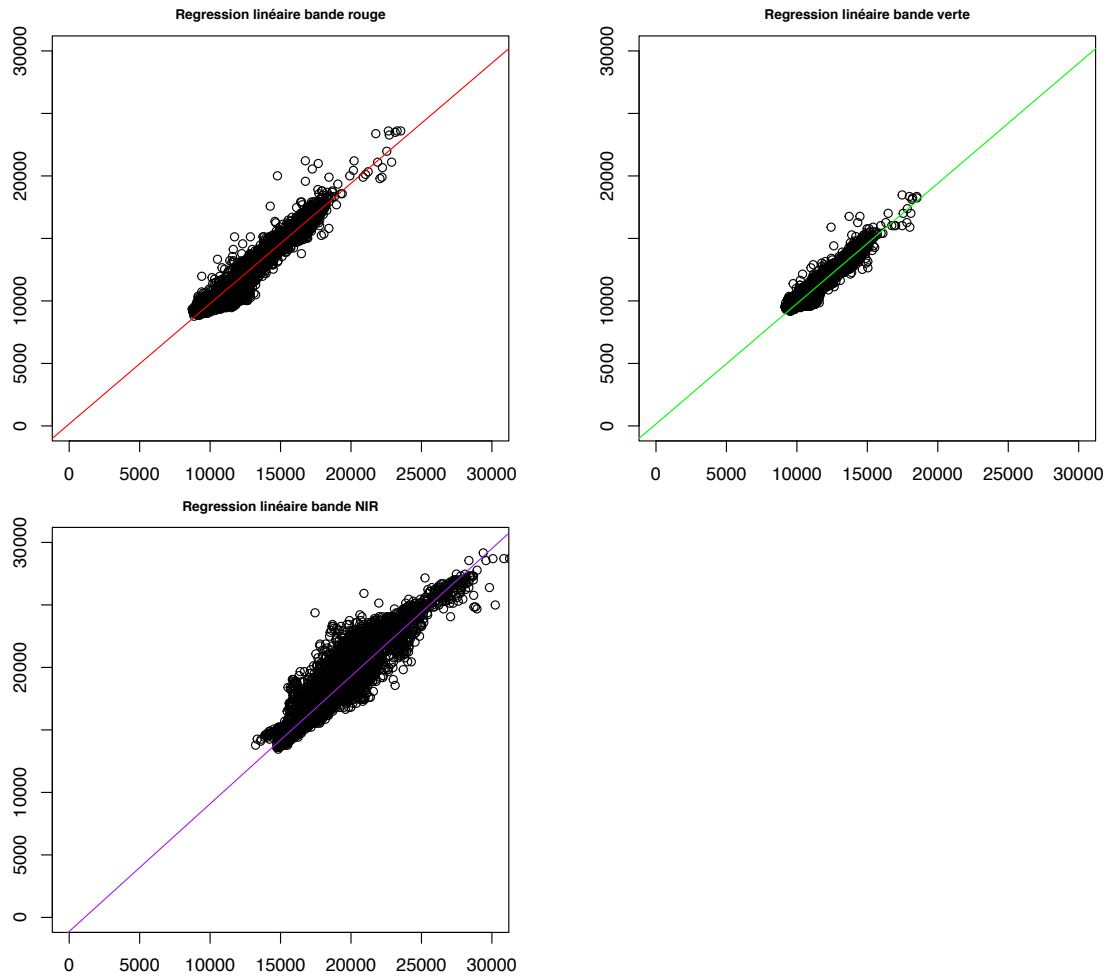


Figure 6: Régression linéaire pour les bandes vert, rouge et proche infrarouge de Landsat 7 et Landsat 8

Sur le tableau 2, ces 3 modèles affichent des p-value significatives même s'il faut noter que celle-ci est sujette au nombre de données présentes. De plus, les trois modèles possèdent un R^2 élevé et supérieur à 0.8. Ces deux paramètres permettent d'accepter ces modèles pour le traitement des bandes sur Landsat 5 et Landsat 7.

Tableau 2 Valeurs des p-value et R^2 des régressions linéaires pour les bandes vert, rouge, proche infrarouge Landsat

Bande	p – value	R^2
Vert	$< 2.2 \times 10^{-16}$	0,94
Rouge	$< 2.2 \times 10^{-16}$	0,82
Proche infrarouge	$< 2.2 \times 10^{-16}$	0,96

Ces résultats ont permis d'extraire les ordonnées à l'origine et les pentes des modèles, qui peuvent se résumer par les 3 équations suivantes représentées sur le tableau 3.

Tableau 3 Équations issues du modèle pour chaque bande Landsat

Bande Landsat	Équation résultant du modèle
Vert	$y = x \times 0.92 + 596.66$
Rouge	$y = x \times 0.96 + 159.85$
Proche infrarouge	$y = x \times 1.02 - 1120.73$

4. Création d'une collection d'images sur GEE des satellites Landsat 5, 7, 8 et 9

La zone d'étude est définie par Geo Expertise sur la frontière entre la Turquie et la Syrie. Elle a été divisée en deux parties en suivant les délimitations de chaque pays afin de créer deux sous zones, une en Turquie puis une en Syrie. Ces trois polygones ont été visualisés sur la carte par le code suivant :

```
// Definition de la Zone d'étude

// Zone d'étude définie par Geo Expertise
var zone = ee.Geometry.Polygon(
  [[[38.62634913968369, 37.41133797195442],
    [38.62634913968369, 36.35687833350526],
    [40.97742335843369, 36.35687833350526],
    [40.97742335843369, 37.41133797195442]]], null, false);

// Ajout de la couche zone sur la carte
Map.addLayer(zone, {color: 'red'}, 'zone');
Map.centerObject(zone);

//-----

// Definition de la zone en Syrie

// Recherche de la frontière de la Syrie
var inputGeom= ee.FeatureCollection('FAO/GAUL/2015/level0')
.filter(ee.Filter.eq('ADMO_NAME', 'Syrian Arab Republic'));

// Intersection
var zone_syrie = zone.intersection({'right': inputGeom, 'maxError': 1});

// Ajout de la couche zone_syrie sur la carte
Map.addLayer(zone_syrie, {'color': 'blue'}, 'zone_syrie');

//-----

// Definition de la zone en Turquie
```

```
// Recherche de la frontière de la Turquie
var inputGeom= ee.FeatureCollection('FAO/GAUL/2015/level0')
.filter(ee.Filter.eq('ADMO_NAME', 'Turkey'));

// Intersection
var zone_turquie = zone.intersection({'right': inputGeom, 'maxError': 1});

// Ajout de la couche zone_turquie sur la carte
Map.addLayer(zone_turquie, {'color': 'green'}, 'zone_turquie');
```

La dimension temporelle de travail a été définie pour chaque satellite en choisissant les données du satellite le plus récent entre 1990 et 2023. Ces données géospatiales ont été sélectionnés comme indiqué sur le tableau 4.

Tableau 4 : Périodes de temps sélectionnées pour chaque satellite Landsat

Satellite	Année de lancement (USGS, 2024)	Période sélectionnée pour extraire les données géospatiales
Landsat 5	1984	1990-01-01 au 1999-12-31 (9 ans)
Landsat 7	1999	1999-01-01 au 2013-12-31 (14 ans)
Landsat 8	2013	2013-01-01 au 2021-12-31 (8 ans)
Landsat 9	2021	2021-01-01 au 2023-12-31 (3 ans)

Ensuite, les collections pour chaque satellite ont été filtrées sur la zone d'étude ainsi que par les périodes de temps définies afin de créer une collection avec les images de Landsat 5, 7, 8 et 9 à l'aide du code suivant :

```
// Filtrer les collections Landsat pour chaque satellite
var collectionL5 = ee.ImageCollection('LANDSAT/LT05/C02/T1_L2')
.filterBounds(zone)
.filterDate(startDateL5, endDateL5)
.filter(ee.Filter.calendarRange(8, 8, 'month')); // Sélectionner le mois d'août de chaque année

var collectionL7 = ee.ImageCollection('LANDSAT/LE07/C02/T1_L2')
.filterBounds(zone)
.filterDate(startDateL7, endDateL7)
.filter(ee.Filter.calendarRange(8, 8, 'month')); // Sélectionner le mois d'août de chaque année

var collectionL8 = ee.ImageCollection('LANDSAT/LC08/C02/T1_L2')
.filterBounds(zone)
.filterDate(startDateL8, endDateL8)
.filter(ee.Filter.calendarRange(8, 8, 'month')); // Sélectionner le mois d'août de chaque année

var collectionL9 = ee.ImageCollection('LANDSAT/LC09/C02/T1_L2')
.filterBounds(zone)
.filterDate(startDateL9, endDateL9)
.filter(ee.Filter.calendarRange(8, 8, 'month')); // Sélectionner le mois d'août de chaque année

// Fusionner les collections de chaque satellite
var collection= ee.ImageCollection(collectionL5.merge(collectionL7).merge(collectionL8).merge(collectionL9));
```


5. Calcul des indices NDVI et NDWI entre 1990 et 2023

Le NDVI peut être calculé par la formule suivante (Obuchowicz et al., 2024) (1) :

$$\text{NDVI} = (\text{NIR} - \text{RED}) / (\text{NIR} + \text{RED}) \quad (1)$$

Par la suite le NDVI a été calculé pour l'ensemble de la collection. Les bandes rouges et proche infra rouge de Landsat 5 et 7 diffèrent de celles de Landsat 8 et 9, la formule a donc été adaptée sur chaque satellite afin de calculer puis d'ajouter une valeur NDVI sur l'ensemble de la collection. Par les modèles de régression linéaire précédents, des corrections ont été apportées aux valeurs des bandes de Landsat 5 et 7 en utilisant les ordonnées à l'origine et les pentes des modèles lors du calcul du NDVI. Ce qui a permis de créer une nouvelle collection avec une bande NDVI à l'aide du code suivant :

```
// Création de deux sous collections pour deux calculs de ndvi

// Filter for Landsat 5 or 7 using logical OR
var collection_L5_L7 = collection.filter(ee.Filter.or(
  ee.Filter.eq('SPACECRAFT_ID', 'LANDSAT_5'),
  ee.Filter.eq('SPACECRAFT_ID', 'LANDSAT_7')
));
// vérification de la collection
// print('collection_L5_L7',collection_L5_L7);

//-----

// Filter for Landsat 8 or 9 using logical OR
var collection_L8_L9 = collection.filter(ee.Filter.or(
  ee.Filter.eq('SPACECRAFT_ID', 'LANDSAT_8'),
  ee.Filter.eq('SPACECRAFT_ID', 'LANDSAT_9')
));
// vérification de la collection
// print('collection_L8_L9', collection_L8_L9);

//-----

//Calcul de ndvi pour L5 et L7 modifiés par le modèle de regression linéaire, puis ajout d'une bande ndvi sur la
collection

// Définir une fonction pour calculer le NDVI
function calculate_ndvi_1(image) {
  // Définir les noms des bandes
  var nirBand = 'SR_B4';
  var redBand = 'SR_B3';

  // Appliquer les corrections aux bandes rouge et nir
  var modified_red = image.select(redBand).multiply(0.96).add(159.85);
  var modified_nir = image.select(nirBand).multiply(1.02).subtract(1120.73);

  // Calculer le NDVI
```



```
var ndvi = image.expression(  
  '(NIR - RED) / (NIR + RED)',  
  {  
    'NIR': modified_nir,  
    'RED': modified_red  
  }  
)  
.rename('ndvi');  
  
// Retourner l'image avec la bande NDVI ajoutée  
return image.addBands(ndvi);  
}  
  
// Appliquer la fonction de calcul du NDVI à chaque image de la collection  
var collection_ndvi_L5_L7 = collection_L5_L7.map(calculate_ndvi_1);  
  
// Vérifier la taille des collections après le calcul du NDVI  
print('collection_ndvi_L5_L7',collection_ndvi_L5_L7);  
  
//-----  
  
//Calcul de ndvi pour L8 et L9 puis ajout d'une bande ndvi sur la collection  
  
// Définir une fonction pour calculer le NDVI  
function calculate_ndvi_2(image) {  
  // Définir les noms des bandes  
  var nirBand = 'SR_B5';  
  var redBand = 'SR_B4';  
  
  // Calculer le NDVI avec ee.Algorithms.If  
  var ndvi2 = ee.Algorithms.If(  
    image.select(nirBand).gt(0), // Condition: NIR > 0  
    image.normalizedDifference([nirBand, redBand]).rename('ndvi'), // Si vrai, NDVI  
    null // Si faux, valeur nulle  
  );  
  
  // Retourner l'image avec la bande NDVI ajoutée  
  return image.addBands(ndvi2);  
}  
  
// Appliquer la fonction de calcul du NDVI à chaque image de la collection  
var collection_ndvi_L8_L9 = collection_L8_L9.map(calculate_ndvi_2);  
  
// Vérifier la taille des collections après le calcul du NDVI  
print('collection_ndvi_L8_L9',collection_ndvi_L8_L9);  
  
//-----  
  
// Jointure des deux collections avec la nouvelle bande ndvi  
var collection_ndvi = collection_ndvi_L5_L7.merge(collection_ndvi_L8_L9);  
  
// Vérification de la taille de la collection fusionnée  
print('ndvi_all', collection_ndvi);
```

Le Normalized Difference Water Index (NDWI) a été calculé par la formule suivante (Singh et al., 2023) (2) :

$$\text{NDWI} = (\text{Green} - \text{NIR}) / (\text{Green} + \text{NIR}) \quad (2)$$

Par la suite le NDWI a été calculé pour l'ensemble de la collection par la réalisation des mêmes étapes que lors du calcul du NDVI. Les bandes de vert et proche infra rouge de Landsat 5 et 7 diffèrent de celles de Landsat 8 et 9, la formule a donc été adaptée sur chaque satellite afin de calculer puis d'ajouter une valeur NDWI sur l'ensemble de la collection. Des corrections ont été apportées aux valeurs des bandes de Landsat 5 et 7 en utilisant les ordonnées à l'origine et les pentes du modèle de régression linéaire lors du calcul du NDWI.

6. Création des Time Series de NDVI et NDWI entre 1990 et 2023

Dans un dernier temps et avec la nouvelle collection, trois time series de NDVI (un pour la zone de l'étude située en Syrie, un pour la partie de la zone en Turquie et un pour l'ensemble de la zone de l'étude) ont été créées à l'aide du code suivant (exemple de code pour la zone située en Syrie) :

```
// Time-series

var chart1 = ui.Chart.image.series({
  imageCollection: collection_ndvi.select('ndvi'),
  region: zone_syrie,
  reducer: ee.Reducer.mean(),
  scale: 100
}).setChartType('ScatterChart')
.setOptions({
  pointSize: 2,
  title: 'Évolution du NDVI en août sur 30 ans pour la zone en Syrie corrigée',
  titleTextStyle: {italic: false, bold: true},
  interpolateNulls: false,
  vAxis: {title: 'NDVI', titleTextStyle: {italic: false, bold: true},minValue:0,maxValue:0.4},
  hAxis: {title: 't [année]', titleTextStyle: {italic: false, bold: true}, format: 'YYYY'},
  colors: ['152106'],
  curveType: 'function',
  trendlines: {
    0: {
      type: 'linear',
      color: 'lightgreen',
      lineWidth: 2,
      opacity: 0.7,
      showR2: true,
      visibleInLegend: true
    }
  }
});
print(chart1);
```

De même, les trois séries de NDWI ont été produites (une pour la zone de l'étude située en Syrie, une pour la partie de la zone en Turquie et une pour l'ensemble de la zone de l'étude). Afin de compléter l'étude et de visualiser l'évolution, des cartes de moyennes du mois d'août annuelles de NDVI ont été produites pour illustrer l'évolution de la surface dans la zone d'étude dans le temps. Celles-ci ont été produites en calculant l'indice de NDVI sur les collections d'images Top of Atmosphere (TOA) des satellites Landsat 5, 8 et 9. Les images ont été extraites sous forme de raster puis traitées sur ArcGIS pour obtenir les cartes finales.

7. Résultats

Les figures 7, 8 et 9 représentent l'évolution du NDVI moyen en août entre 1990 et 2023 respectivement sur la zone d'étude, la partie de la zone en Syrie et la partie de la zone en Turquie. Dans un premier temps, il est possible de constater que dans la zone en Syrie les variations dans le temps du NDVI sont faibles, ce qui peut être confirmé par une pente proche de zéro affichée par la ligne de tendance verte sur la figure 7. En revanche, il est possible d'observer sur le time series du NDVI sur la même zone que certaines années ont une surface irriguée plus faible comme c'est le cas pour l'année 2013. Ce qui semble aussi bien correspondre à la figure 11 qui représente une carte de NDVI moyen pour le mois d'août en 2013. La partie de la zone d'étude en Syrie présente en grande partie des surfaces dont le NDVI est proche de zéro.

D'autre part, sur le time series de la figure 7 il est possible d'observer un indice NDVI légèrement plus élevé certaines années, comme en 2019 par exemple, avec des valeurs particulièrement élevées en comparaison aux autres années. Malgré ces faibles variations, il est possible de constater que l'ensemble des valeurs de NDVI se situe entre 0 et 0.15. Même si la courbe de tendance a un R^2 très faible (0.021), le nuage de points ne montre pas une tendance très marquée à la hausse ou à la baisse de cette surface en Syrie pendant les 30 dernières années.

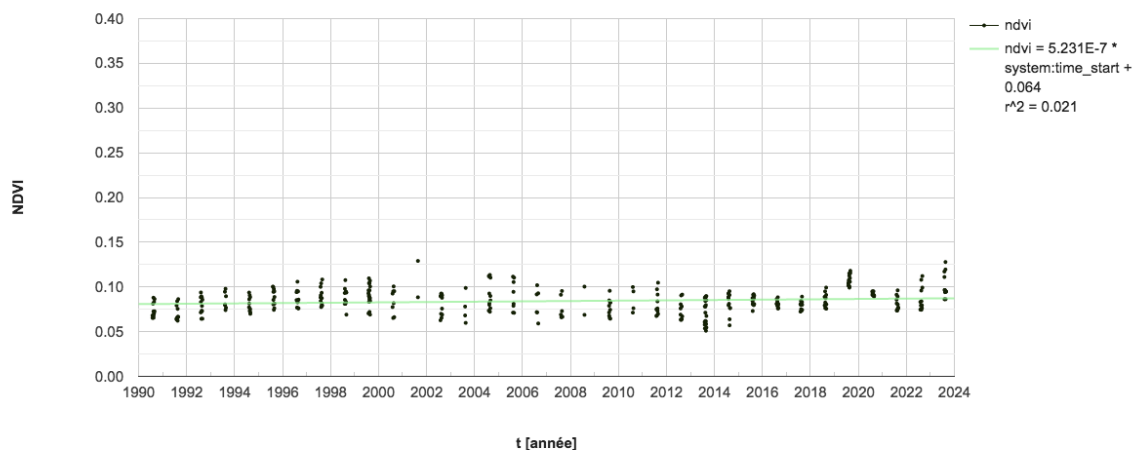


Figure 7: Évolution du NDVI moyen en août et courbe de tendance sur la partie de la zone d'étude en Syrie entre 1990 et 2023

D'autre part, si l'on observe ce même indice NDVI sur la partie de la zone en Turquie représentée sur la figure 8, l'indice semble suivre une augmentation entre 1990 et 2023. Cette tendance semble s'être fortement accentuée après 2013. Il est aussi possible de constater certaines années dans lesquelles les valeurs sont particulièrement plus faibles, c'est le cas notamment de 2009 qui affiche des valeurs de NDVI en dessous de 0.15. De manière générale il est possible de constater que les nuages de points du time series pour une année donnée sur la zone en Turquie sur la figure 8 présente une plus grande variabilité que les nuages de points pour une année de la zone en Syrie sur la figure 7. Malgré cette variabilité plus importante, il est possible d'observer une tendance très marquée à la hausse du NDVI moyen pour le mois d'août dans la zone en Turquie, ce qui correspond bien aux cartes en comparant la partie Nord sur la figure 10 en 1990 et sur la figure 12 en 2023. En effet le nuage de points suit une tendance croissante, ce qui peut se confirmer par la ligne de tendance croissante dont la pente est positive (1.18×10^{-5}) qui de plus affiche un R^2 non négligeable (0.619) ce qui montre que la droite de tendance correspond bien aux données du nuage de points.

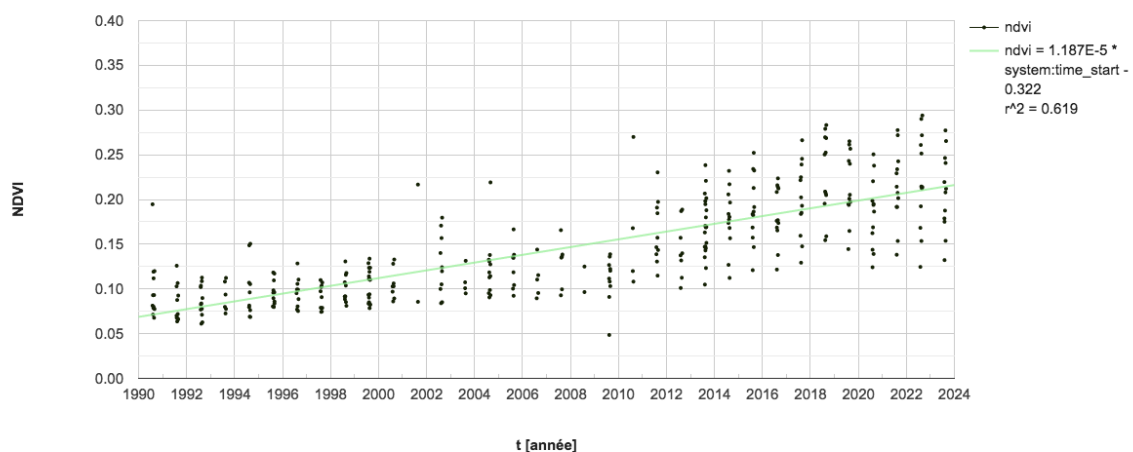


Figure 8: Évolution du NDVI moyen en août et courbe de tendance sur la partie de la zone d'étude en Turquie entre 1990 et 2023

De plus, sur la figure 9, l'évolution du NDVI moyen en août est représentée sur la totalité de la zone d'étude. Il est possible d'observer une tendance du NDVI en augmentation avec une pente positive de 5.16×10^{-6} , mais celle-ci reste moindre que celle de la zone uniquement en Turquie affichant une pente de 1.18×10^{-5} . Ceci semble bien correspondre aux images présentées sur la figure 10 et figure 12 qui montrent une forte expansion des surfaces irriguées en Turquie alors que celle-ci semble rester stable dans le temps dans la partie Sud des cartes pour la zone en Syrie.

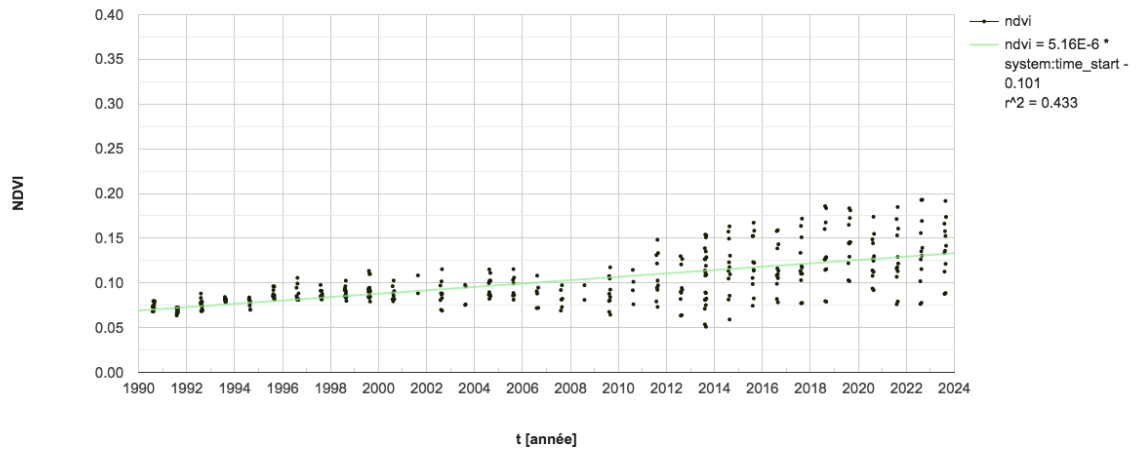


Figure 9: Évolution du NDVI moyen en août et courbe de tendance de la zone d'étude entre 1990 et 2023

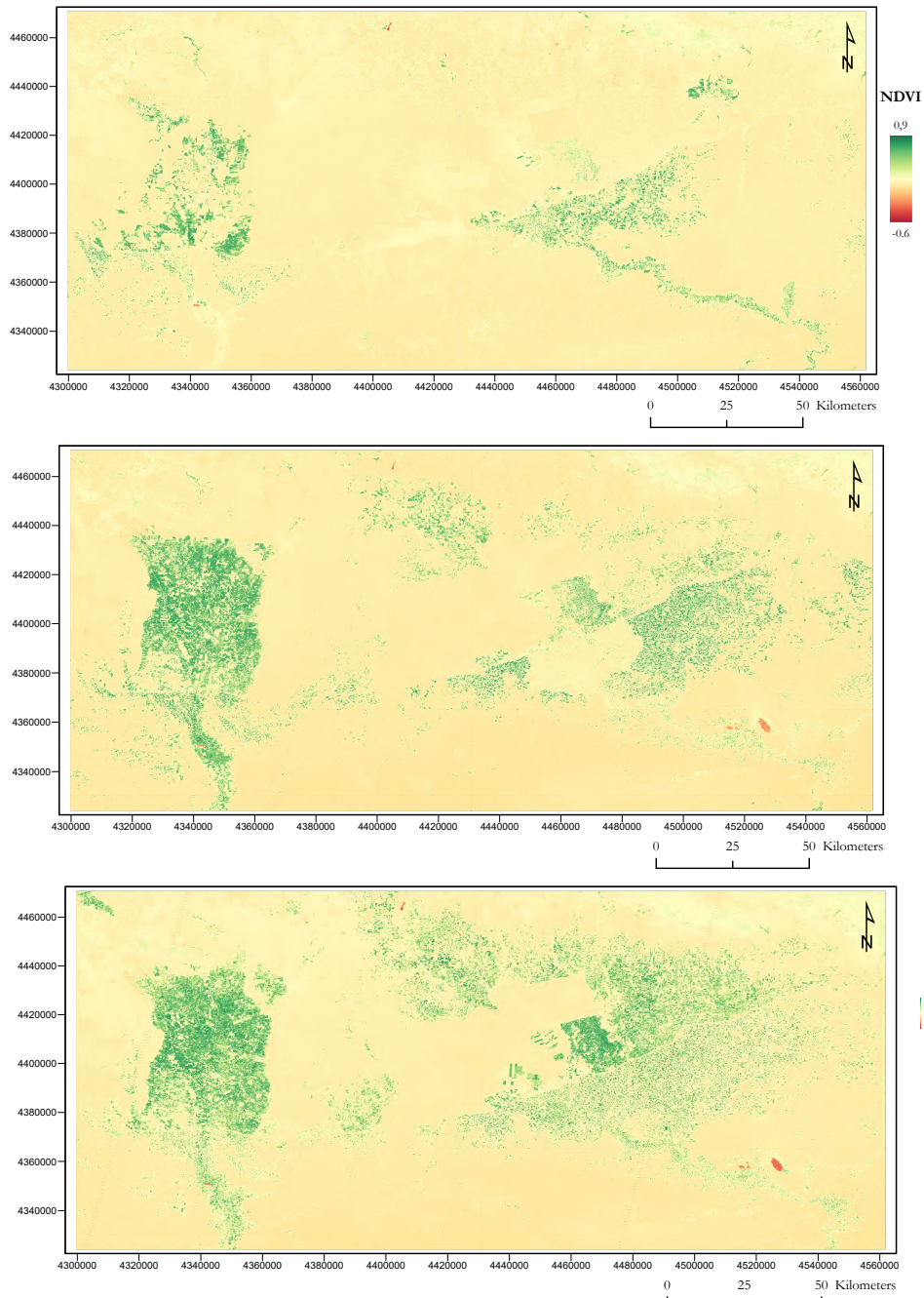


Figure 10: Groupement d'images Landsat 5 de NDVI moyen en août pour les années 1990, 2000 et 2009 de haut en bas sur la zone d'étude

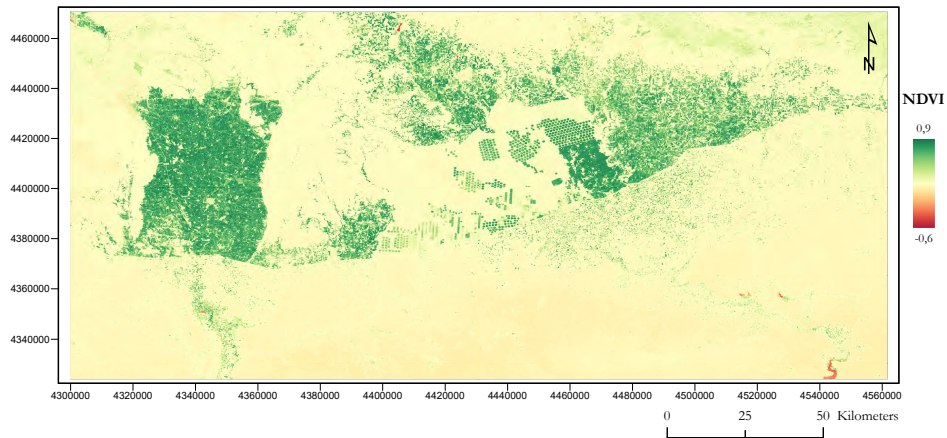


Figure 11: Image Landsat 8 de NDVI moyen en août pour l'année 2013 sur la zone d'étude

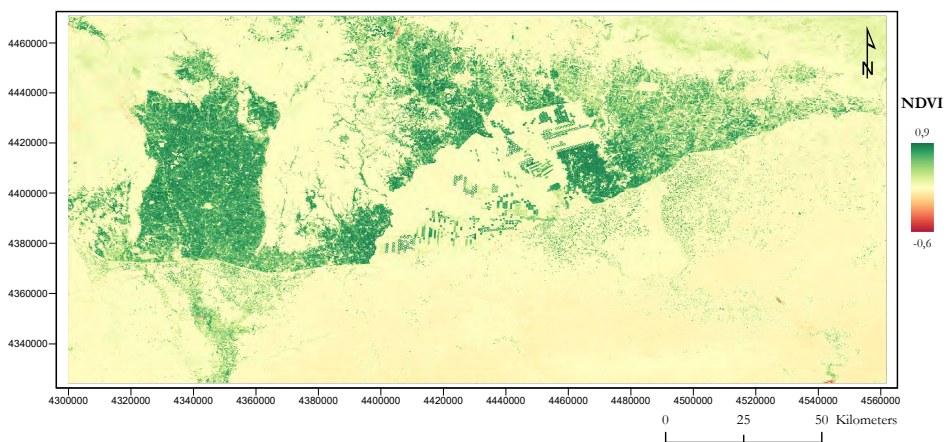


Figure 12: Image Landsat 9 de NDVI moyen en août pour l'année 2023 sur la zone d'étude

Les figures 13, 14 et 15 représentent l'évolution du NDWI entre 1990 et 2023 pour la partie de la zone d'étude en Syrie, la partie de la zone d'étude en Turquie et la totalité de la zone d'étude. Dans un premier temps, il est possible de constater que le NDWI des trois figures 13, 14 et 15 affiche des valeurs négatives. Sur la figure 13, la partie de la zone d'étude en Syrie n'affiche pas de grandes variations au cours du temps avec des valeurs de NDWI globalement comprises entre -0.1 et -0.2. D'autre part, sur la figure 15, la partie de la zone d'étude en Turquie montre une légère diminution dans le temps avec une pente très légèrement négative (-4.51×10^{-6}). Affichant une pente très proche de zéro (2.22×10^{-3}) le time series du NDWI semble stable dans le temps pour l'ensemble de la zone d'étude avec des valeurs comprises entre -0.1 et -0.25. Il faut noter que les trois time series des figures 13, 14 et 15 de NDWI sont semblables car aucun d'entre eux affiche des valeurs positives, les trois ont des valeurs négatives en dessous de -0.1.

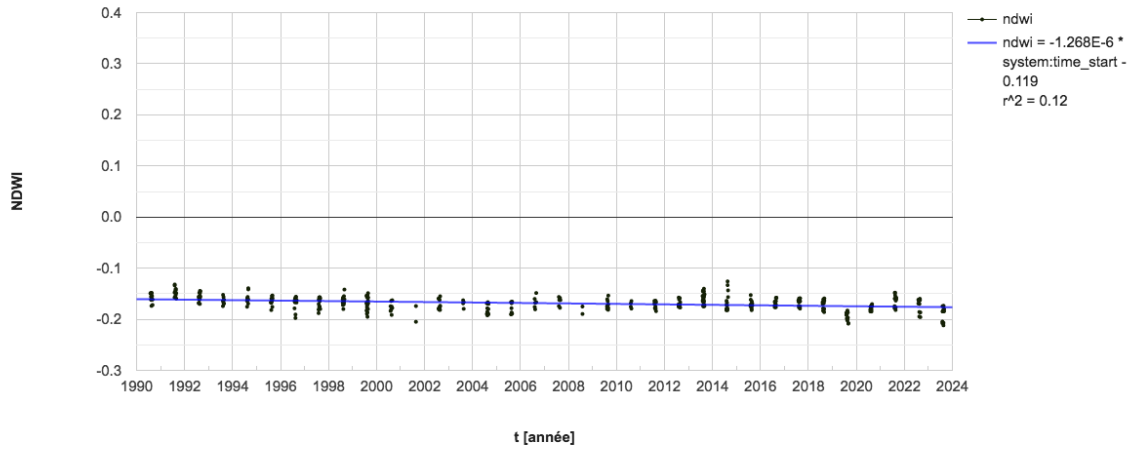


Figure 13: Évolution du NDWI moyen en août et courbe de tendance de la partie de la zone d'étude en Syrie entre 1990 et 2023

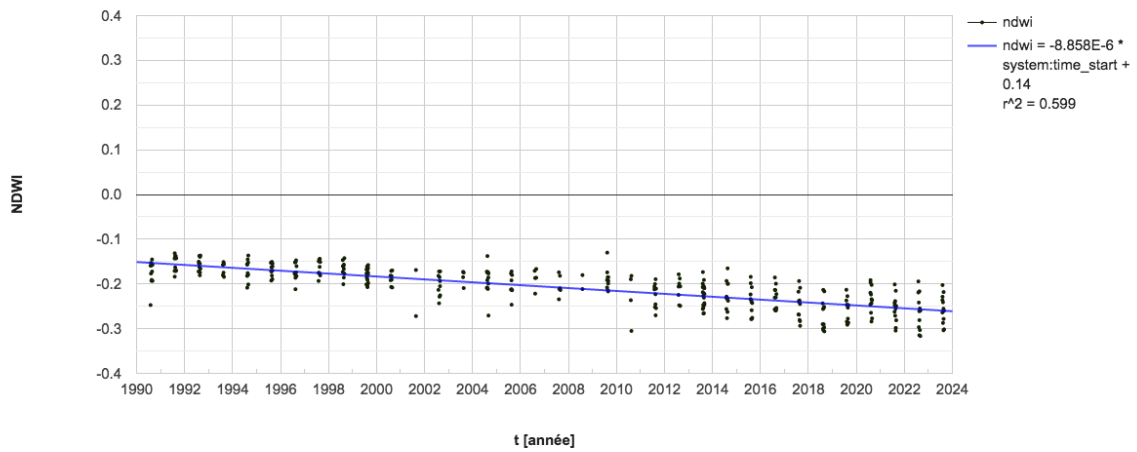


Figure 14: Évolution du NDWI moyen en août et courbe de tendance de la partie de la zone d'étude en Turquie entre 1990 et 2023

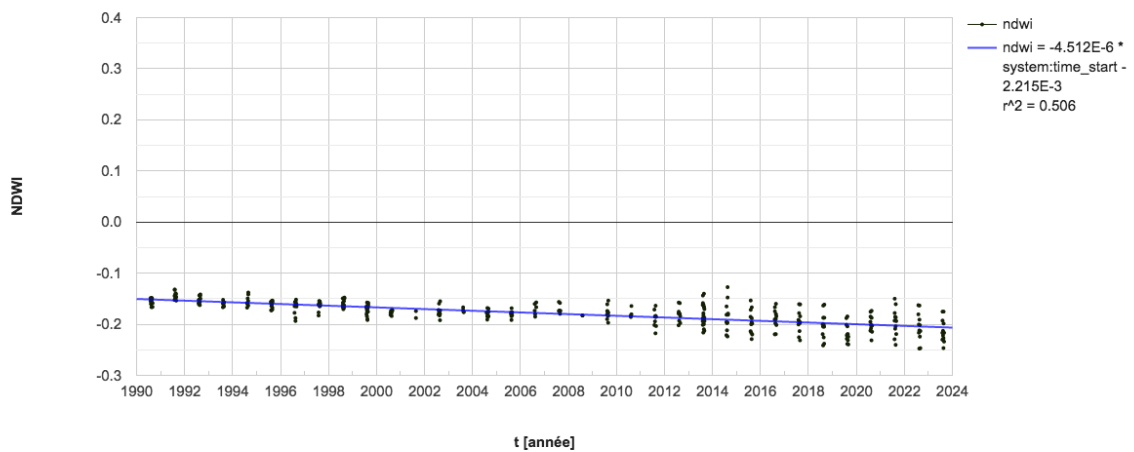


Figure 15: Évolution du NDWI moyen en août et courbe de tendance de la zone d'étude entre 1990 et 2023

8. Discussion

L'estimation du NDVI facilite les applications en télédétection car il est en corrélation avec un large éventail de propriétés de la végétation et permet ainsi une simplification (Huang et al., 2021). Dans cette étude le time series de NDVI moyen en août ne semble pas afficher des valeurs particulièrement faibles du côté de la Syrie pour les années 2007 et 2008, ce qui ne semble pas correspondre avec les sécheresses enregistrées dans la région pendant ces mêmes années (Daher, 2022). Néanmoins, pour les années 2000 et 2009, où des sécheresses ont été reportées dans la partie en Syrie (Daher, 2022), correspondent bien aux cartes de NDVI. En effet, elles montrent que la Syrie a une surface irriguée nettement moins importante que la Turquie ces mêmes années. De plus, de faibles valeurs de NDVI ont été constatées dans le time series en Syrie entre 1990 et 2023, ce qui montre que le territoire de la zone en Syrie ne possède pas une surface irriguée importante dans la zone d'étude pendant le mois d'août. Des infrastructures d'irrigation endommagées, des précipitations très faibles, le manque de carburant et des coûts de production croissants ont entraîné la diminution de la production de coton, de blé et de fruits tels que pommes, cerises, abricots (Daher, 2022). De plus, une étude a montré qu'il y a une forte relation entre les déficits de précipitations et les violences initiées par les rebelles et par le gouvernement pendant plusieurs années pendant la guerre (Linke & Ruether, 2021). Cette même étude décrit deux mécanismes importants : la violence pour capter l'agriculture et la violence pour détruire l'agriculture mettant en lien la variabilité des conditions météorologiques, l'agriculture et le conflit en Syrie (Linke & Ruether, 2021). En effet en Syrie, le manque d'approvisionnement en eau et la pollution sont d'importants défis à relever pour la production de denrées alimentaires (Daher, 2022). De plus, le conflit a donné lieu à de nouveaux défis tels que plus de pollutions et des migrations augmentant la pression pour l'approvisionnement en eau potable dans les villes et les banlieues (Daher, 2022). Cette situation de conflit semble être un frein non négligeable dans le développement pour la gestion des ressources en eau et donc le développement des surfaces irriguées dans la zone d'étude.

D'autre part, la partie syrienne ne semble pas avoir montré une évolution à la hausse dans le temps des surfaces irriguées, ce qui est en fort contraste avec la zone en Turquie. Du côté de la Turquie, que ce soit par les cartes annuelles de NDVI moyen d'août ou par les time series de NDVI, il a été possible d'observer une croissance importante de la surface irriguée. De manière globale, il est possible de noter une légère tendance en augmentation du NDVI moyen en août sur ces 30 dernières années dans la totalité de la zone d'étude. Cette augmentation semble ainsi s'expliquer principalement par une augmentation des surfaces irriguées dans la zone correspondante à la Turquie qui aurait une contribution plus importante que la zone en Syrie. À travers le projet du GAP en Turquie qui constitue un investissement conséquent dans l'infrastructure et la gestion des ressources en eau, la Turquie a un accès nettement plus important aux ressources en eau, ce qui pourrait expliquer en partie la forte croissance de la surface irriguée observée. Dans un dernier temps, il est possible d'ajouter que

de part et d'autre de la frontière des valeurs de NDWI négatives ont été reportées, ce qui confirme la présence de surfaces non aqueuses, de sécheresse modérée ou de sécheresse (EOS, 2024). Les trois time series de NDWI étant très similaires, la situation dans la région peut être considérée la même au Nord et au Sud, ainsi les évolutions des surfaces observées seraient donc bien des surfaces irriguées.

9. Conclusion, limites et recommandations

Cette étude a permis de mettre en valeur un important contraste de l'évolution sur les 30 dernières années des surfaces irriguées de part et d'autre de la frontière. En effet, en 1990 des deux côtés de la frontière, les surfaces irriguées semblent faiblement développées. Dans les années 2000, une forte croissance de la surface se produit en Turquie du côté ouest alors qu'en Syrie la situation ne présente pas d'évolution majeure. En 2013, deux ans après le début du conflit, la Syrie ne montre pas de croissance des surfaces irriguées alors que la Turquie présente de nouvelles cultures du côté est de la zone d'étude. Finalement en 2023, la partie en Turquie de la zone d'étude montre un développement important des surfaces irriguées des deux côtés est et ouest de la zone d'étude ce qui est en fort contraste avec le développement de ces mêmes surfaces en Syrie. Cette évolution est en accord avec les time series de NDVI qui a permis de montrer une croissance des surfaces irriguées en Turquie et une situation qui semble peu évoluer en Syrie. Le projet GAP en Turquie et le conflit en Syrie semblent être deux facteurs essentiels pour expliquer ce fort contraste dans une même région. Dans ce contexte des initiatives de nouvelles politiques sont nécessaires pour améliorer les apports en eau et l'accès à l'eau sur le court et moyen terme. De plus, il serait essentiel de favoriser des cultures qui ont besoin de moindres quantités d'eau (Daher, 2022).

Une des limites de l'étude se situe à l'étape de correction des géodonnées des bandes des satellites Landsat 5 et Landsat 7 par les trois modèles de régression linéaire. En effet, il s'agit d'un modèle efficace, mais relativement simple. De plus, il faut noter qu'une partie de l'image Landsat 7 utilisée dans la création du modèle manque de données à cause du problème du Scan Line Corrector (SLC) depuis 2003 (USGS, 2024). Il est possible d'ajouter que le polygone sur lequel le modèle a été créé se caractérise par une surface réduite de la zone d'étude, ainsi il est possible que certains types de surfaces ne soient pas comprises dans le modèle alors qu'ils seraient présents dans la zone d'étude. Une autre limite est le fait d'avoir travaillé sur des moyennes de NDVI. En effet celle-ci permet de bien représenter un ensemble, mais peut être moins robuste lorsqu'il y a la présence de valeurs extrêmes.

Il est possible de noter que la correction des bandes de Landsat 5 et Landsat 7 peut être améliorée notamment par la création de plusieurs modèles, ce qui permettrait de comparer leur performance. Ceci permettrait de sélectionner le modèle le plus robuste et donc d'utiliser les coefficients proposés afin de corriger les bandes pour calculer les indices avec plus de précision. D'autre part, le NDVI est un des indices les plus utilisés pour évaluer la végétation,

mais cela ne veut pas dire qu'il soit universellement efficace (Huang et al., 2021). Il est possible d'ajouter que tous les indices de végétation ont des effets de capteurs et atmosphériques et présentent donc une grande variabilité (Huang et al., 2021). Ainsi, une autre amélioration pourrait être le calcul d'autres indices de télédétection tels que le Normalized Difference Moisture Index (NDMI) qui permet d'améliorer la détection de l'eau présente dans les feuilles des plantes (EOS, 2024). Il serait ainsi possible d'obtenir plus d'informations, notamment le Vegetation Water Content (VWC) et de mieux quantifier l'évolution de la surface irriguée sur la zone d'étude.

10. Bibliographie

- Bilgen, A. (2018). The Southeastern Anatolia Project (GAP) revisited : The evolution of GAP over forty years. *New Perspectives on Turkey*, 58, 125-154. <https://doi.org/10.1017/npt.2018.8>
- Daher, J. (2022). *Water Scarcity, Mismanagement and Pollution in Syria*.
- EOS. (2024, janvier 15). *NDWI : Formule de calcul de l'indice, plage de valeurs et utilisations à l'agriculture*. <https://eos.com/fr/make-an-analysis/ndwi/>
- Gao, B. (1996). NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*, 58(3), 257-266. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(96\)00067-3](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00067-3)
- Geo Expertise. (2024). Geo Expertise. <https://www.geoexpertise.org/fr>
- Haj Asaad, A. (2022). *Bassin de l'Oronte : L'eau dans la stratégie du développement, du conflit et de la reconstruction*. Université de Lausanne.
- Huang, S., Tang, L., Hupy, J. P., Wang, Y., & Shao, G. (2021). A commentary review on the use of normalized difference vegetation index (NDVI) in the era of popular remote sensing. *Journal of Forestry Research*, 32(1), 1-6. <https://doi.org/10.1007/s11676-020-01155-1>
- Jackson, T. (2004). Vegetation water content mapping using Landsat data derived normalized difference water index for corn and soybeans. *Remote Sensing of Environment*, 92(4), 475-482. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2003.10.021>
- Linke, A. M., & Ruether, B. (2021). Weather, wheat, and war : Security implications of climate variability for conflict in Syria. *Journal of Peace Research*, 58(1), 114-131. <https://doi.org/10.1177/0022343320973070>
- Mallet, L. (2011). Chapitre 16 - Le Projet du sud-est anatolien (GAP) : Conflits autour d'un projet de développement. In *Les conflits dans le monde* (p. 223-234). Armand Colin. <https://doi.org/10.3917/arco.gibli.2011.01.0223>
- Mutin, G. (2003). Le Tigre et l'Euphrate de la discorde. *VertigO - la revue électronique en sciences de l'environnement*, Volume 4 Numéro 3, Article Volume 4 Numéro 3. <https://doi.org/10.4000/vertigo.3869>
- Obuchowicz, C., Poussin, C., & Giuliani, G. (2024). Change in observed long-term greening across Switzerland – evidence from a three decades NDVI time-series and its relationship with climate and land cover factors. *Big Earth Data*, 8(1), 1-32. <https://doi.org/10.1080/20964471.2023.2268322>
- Perez, M., & Vitale, M. (2023). Landsat-7 ETM+, Landsat-8 OLI, and Sentinel-2 MSI Surface Reflectance Cross-Comparison and Harmonization over the Mediterranean Basin Area. *Remote Sensing*, 15(16), 4008. <https://doi.org/10.3390/rs15164008>
- Singh, M., Karada, M. S., Rai, R. K., Pratap, D., Agnihotri, D., Singh, A. K., & Singh, B. K. (2023). A Review on Remote Sensing as a Tool for Irrigation Monitoring and Management. *International Journal of Environment and Climate Change*, 13(6), 203-211.

<https://doi.org/10.9734/ijecc/2023/v13i61817>

Turkes, M. (2020). Climate and Drought in Turkey. In N. B. Harmancioglu & D. Altinbilek (Éds.), *Water Resources of Turkey* (p. 85-125). Springer International Publishing.

https://doi.org/10.1007/978-3-030-11729-0_4

USGS. (2024). *Landsat Satellite Missions* | U.S. Geological Survey.

<https://www.usgs.gov/landsat-missions/landsat-satellite-missions>

Zurqani, H. A., Allen, J. S., Post, C. J., Pellett, C. A., & Walker, T. C. (2021). Mapping and quantifying agricultural irrigation in heterogeneous landscapes using Google Earth Engine.

Remote Sensing Applications: Society and Environment, 23, 100590.

<https://doi.org/10.1016/j.rsase.2021.100590>

11. Annexes

Annexe 1 : Code GEE pour extraire les l'image de Landsat 7 pour le modèle et identifiants des deux images du modèle

```
// Definition de la Zone d'étude
```

```
// Zone de travail pour le modèle appartenant à la zone d'étude
```

```
var zone = ee.Geometry.Polygon(
  [[[40.8126812319143, 37.13228792945583],
    [40.8126812319143, 37.104911783265365],
    [40.84907344382836, 37.104911783265365],
    [40.84907344382836, 37.13228792945583]]], null, false);
```

```
// Ajout de la couche zone sur la carte
```

```
Map.addLayer(zone, {color: 'red'}, 'zone');
```

```
Map.centerObject(zone);
```

```
// Affiche l'aire de la zone d'étude en mètre carrés
```

```
var zone_area = zone.area(1);
```

```
print('aire_zone =', zone_area);
```

```
// Définition temporelle des images
```

```
var startDate = '2021-08-01';
```

```
var endDate = '2021-08-15';
```

```
//-----
```

```
// Extraction d'une image sur la zone en août avec les bandes verte B2, rouge B3 et NIR B4 de Landsat 7
```

```
// Filter the Landsat 7 collection
```

```
var collectionL7 = ee.ImageCollection('LANDSAT/LE07/C02/T1_L2')
```

```
.filterBounds(zone)
```

```
.filterDate(startDate, endDate)
```

```
.select('SR_B2', 'SR_B3', 'SR_B4');
```

```
print(collectionL7, collectionL7);
```

```
// Sélectionner la première image de la collection filtrée
```

```
var image_L7 = collectionL7.first();
```

```
print (image_L7)
```

```
// Visualiser l'image
Map.addLayer(image_L7, {bands: ['SR_B2','SR_B3', 'SR_B4']}, 'Landsat 7 Image');

// Exportation des images sur le Drive

// Landsat 7
Export.image.toDrive({
  image: image_L7,
  description: 'Landsat7_Image_08_2021_green_red_nir',
  region: zone,
  scale: 30,
  maxPixels: 1e13,
  folder: 'GEE_exports'
});
```

Identifiants des deux images du modèle

Landsat 7 : LANDSAT/LE07/C02/T1_L2/LE07_171034_20210814

Landsat 8 : LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_171034_20210806

Annexe 2 : Résultats des 3 modèles de régression linéaires sur les Bandes Landsat

```
Call:
lm(formula = tab$L7B2 ~ tab$L8B3)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1817.2  -175.4   -15.0   159.8  3844.3

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  5.967e+02  2.982e+01   20.01  <2e-16 ***
tab$L8B3     9.221e-01  2.419e-03   381.18  <2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 314.3 on 8506 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.9447,    Adjusted R-squared:  0.9447
F-statistic: 1.453e+05 on 1 and 8506 DF,  p-value: < 2.2e-16
call:
lm(formula = tab$L7B4 ~ tab$L8B5)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-4761.2  -568.6  -297.6   291.5  7675.0

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -1.121e+03  9.834e+01  -11.4  <2e-16 ***
tab$L8B5     1.021e+00  5.155e-03   198.1  <2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 1018 on 8506 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.8218,    Adjusted R-squared:  0.8218
F-statistic: 3.923e+04 on 1 and 8506 DF,  p-value: < 2.2e-16
Call:
lm(formula = tab$L7B3 ~ tab$L8B4)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-2397.7  -227.4   12.6   256.0  5626.7

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  1.599e+02  3.073e+01   5.202  2.01e-07 ***
tab$L8B4     9.623e-01  2.159e-03  445.730  < 2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 483.8 on 8506 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.9589,    Adjusted R-squared:  0.9589
F-statistic: 1.987e+05 on 1 and 8506 DF,  p-value: < 2.2e-16
```