

全アジアの環境変動地域の抽出のための
時系列衛星データによる土地被覆変化の検出

(課題番号 10480124)

平成10年度～平成12年度科学研究費補助金（基盤研究（B）（2））
研究成果報告書

平成13年3月

研究代表者 建石隆太郎
(千葉大学環境リモートセンシング研究センター)

研究組織

研究代表者：建石隆太郎（千葉大学環境リモートセンシング研究センター助教授）

研究分担者：石山隆（千葉大学環境リモートセンシング研究センター助手）

研究分担者：黄少博（千葉大学環境リモートセンシング研究センター助手）

研究経費

平成10年度 4,400千円

平成11年度 1,900千円

平成12年度 2,600千円

計 8,900千円

研究発表

(1) 学会誌等

N.G. Kharin, Ryutaro Tateishi, and I.G. Gringof, Use of NOAA AVHRR data for assessment of precipitation and land degradation in Central Asia, Arid Ecosystems, Russian Academy of Sciences, Vol.4, No.8, pp.25-34, September 1998

朴 鐘杰, 建石隆太郎, 松岡真如, AVHRR NDVI 時系列データの高周波ノイズの除去のための TWO 法の提案、写真測量とリモートセンシング、Vol.38, No.8, pp.36-47, 1999 年 11 月

Lin Zhu and Ryutaro Tateishi, Mapping of agricultural area using multitemporal remote sensing images, Journal of the Japan Society of Photogrammetry and Remote Sensing, Vol.39, No.1, pp.21-32, March 2000

Cheng-Gang Wen, Ryutaro Tateishi and Hussein Harahsheh, Asian 30-second land cover dataset, The Arab World Geographer, Vol.3, No.2, pp.132-140, 2000

Park, J.G. and Tateishi,R., Analysis of the factor which gives influence to AVHRR NDVI data, International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, Vol. XXXIII, Part B4, paper No.IC-18a-1, 16-23 July 2000, Amsterdam

Tateishi,R., Wen,C.G., and Park,J.G., Global / continental land cover mapping and monitoring, International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, Vol. XXXIII, Part B4, paper No. TP IV-05-14, 16-23 July 2000, Amsterdam

(2) 口頭発表

Jong-Geol Park and Ryutaro Tateishi, Correction of time series NDVI by the method of temporal window operation(TWO), Proc. of the 19th Asian Conference on Remote Sensing, Q-4, Manila Philippines, November 16-20, 1998

Cheng-Gang Wen and Ryutaro Tateishi, Land cover classification of Asia Region using NOAA AVHRR 1-km dataset, Proc. of the 19th Asian Conference on Remote Sensing, L-3, Manila Philippines, November 16-20, 1998

Ts. Purevdorj, R. Tateishi, and R. Yokoyama, The estimation of green vegetation cover of semi arid grasslands in Mongolia considering background reflectance characteristics, 日本リモートセンシング学会第25回学術講演会論文集、pp.39-42, 1998年11月、京都

P.D. Gunin, R. Tateishi, and M. Saandar, Assessment and mapping of degradation and desertification processes using NOAA AVHRR on the transBaikal transect, Proceedings of the International Conference, Diversity of the plant cover within the Baikal region, September 7-10, 1999, Ulan-Ude, Russia

Ryutaro Tateishi, Chen-gang Wen, and Jong-geol Park, Continental land cover mapping/monitoring and ground truth database, Proceedings of International Symposium on Remote Sensing, pp.13-18, Kangnung, Korea, November 3-5, 1999

Ryutaro Tateishi and Jong-geol Park, Preprocessing for global land cover change monitoring by time series AVHRR NDVI data, Proceedings of the 20th Asian Conference on Remote Sensing, pp.623-628, Hong Kong, November 22-25, 1999

朴鍾杰、建石隆太郎、AVHRR NDVI における太陽天頂角の影響評価、日本写真測量学会年次学術講演会発表論文集、pp.495-498、1999年5月19-21日、千葉

温成剛、建石隆太郎、NOAA AVHRR 1km データによるアジアの土地被覆分類、日本写真測量学会年次学術講演会発表論文集、pp.107-110、1999年5月19-21日、千葉

赤川聡、朴鍾杰、建石隆太郎、時系列 NOAA AVHRR データに影響を与える要因解析、日本写真測量学会平成 12 年度年次学術講演会発表論文集、pp.73-78, 平成 12 年 6 月 29, 30 日、東京

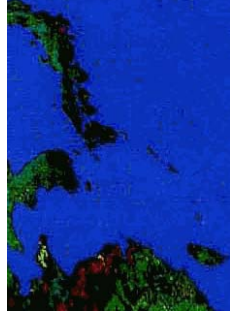
朴鍾杰、建石隆太郎、時系列 AVHRR データを用いた土地被覆変化抽出、日本写真測量学会平成 12 年度年次学術講演会発表論文集、pp.99-104, 平成 12 年 6 月 29, 30 日、東京

島崎康信、朴鍾杰、建石隆太郎、NOAA/NASA Pathfinder AVHRR Land Data Set の特徴、日本写真測量学会平成 12 年度秋季学術講演会発表論文集、pp.53-56, 平成 12 年 11 月 16,17 日、鳥取

江幡光彦、建石隆太郎、時系列 NOAA AVHRR NDVI データを用いたシベリア植生の季節変動の推定、日本写真測量学会平成 12 年度秋季学術講演会発表論文集、pp.177-182, 平成 12 年 11 月 16,17 日、鳥取

遅沢順、朴鍾杰、建石隆太郎、18 年間の PAL データを用いた土地被覆変化抽出に関する研究、日本写真測量学会平成 12 年度秋季学術講演会発表論文集、pp.203-208, 平成 12 年 11 月 16,17 日、鳥取

加野北斗、朴鍾杰、建石隆太郎、離散フーリエ級数展開法を用いた NDVI プロファイル補正に関する研究、日本写真測量学会平成 12 年度秋季学術講演会発表論文集、pp.217-220, 平成 12 年 11 月 16,17 日、鳥取



Wetland (141)

Water (148)

Swamp (174)

Timber (182)

Other tiller vegetation (204)

Non-vegetation (198)

Shrub ground (192)

Rock (190)

Shrub or grass (194)

Shrub (194)

Perennial grass or for (206)

Shrub-grass (218)

Water (228)

Shrub under (222)

Timber natural change (234)

Timber for (234)

Sea

Other area

Boundary

Forest type

Forest (148)

Forest (148)

Forest (148)

Forest (148)

Forest (148)

Forest (148)

Forest (148)

Forest (148)

Forest (148)

Forest (148)

Forest (148)

Forest (148)

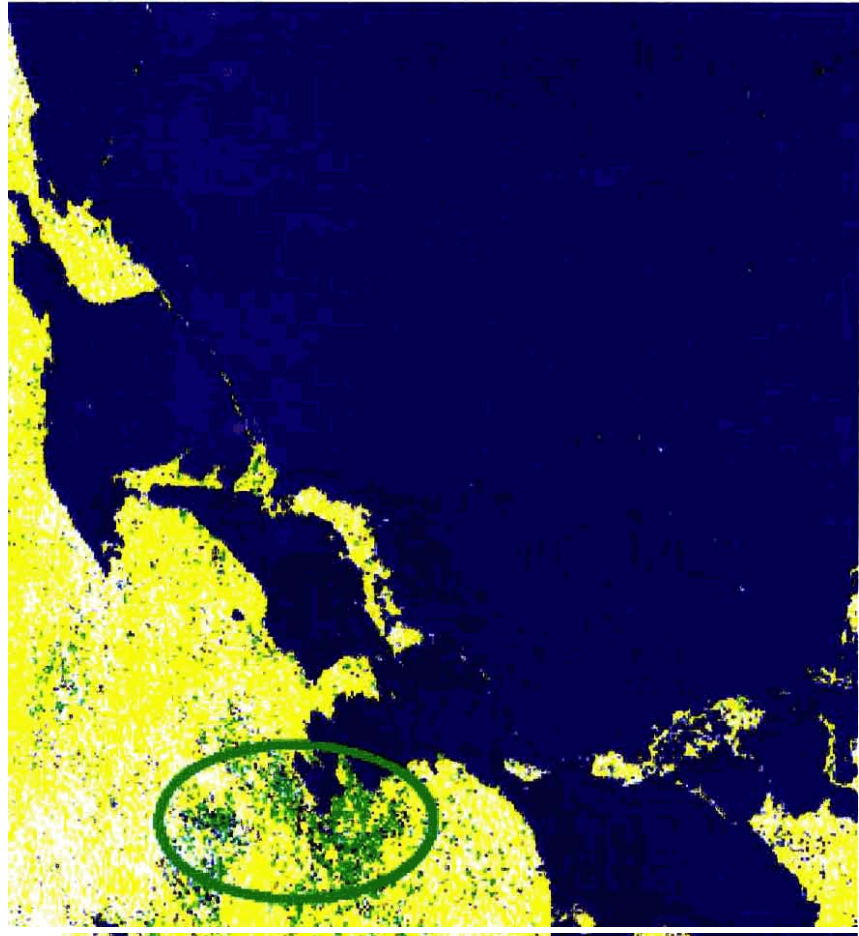
Forest (148)

Forest (148)

全アジアの土地被覆分類

第6章第2節 参照

(このデータセットはCD-ROMとして世界の研究者に配布中) <http://asiaserv.cr.chiba-u.ac.jp/cd/index.htm>



土地被覆変化（1982～93年の間植生
（地表面温度またはNDVIが変化した）

可能性がある地域

第7章第2節 参照

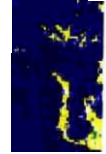
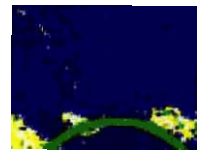


1982年



土地被覆変化(1982～93年の間植生
(地表面温度またはNDVIが変化した))

ある地域



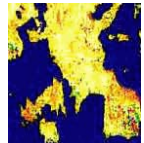
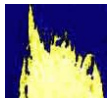
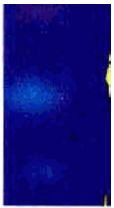
第7章第2節 参照



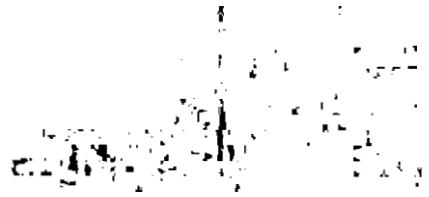
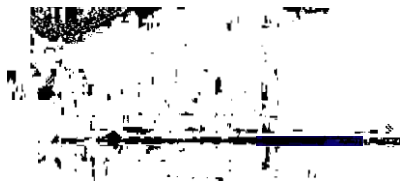
地表面温度 + NDVI



NDVI (DN)



1982

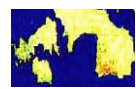
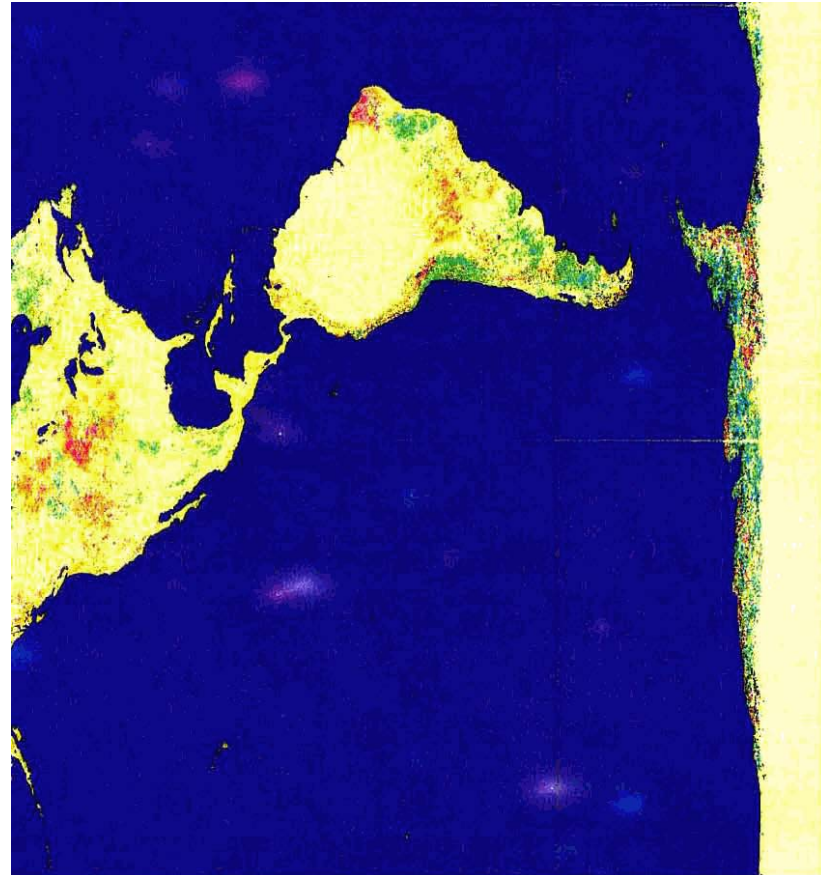


1993

NDVI TREND IMAGE (1982-1993)

TS (DN)

-5



TS TREND IMAGE (1982-1993)

目次

口絵

| | | |
|-----|--|----|
| 第1章 | はじめに | 1 |
| 第2章 | 大陸規模の土地被覆モニタリング | 3 |
| 第3章 | NOAA AVHRR データ(Pathfinder AVHRR Land(PAL)データ)の特性 | 9 |
| 第4章 | 時系列 NOAA AVHRR NDVI データに影響を与える要因解析 (その1) | 13 |
| | (その2) | 19 |
| 第5章 | 時系列 NOAA AVHRR NDVI データの補正方法 | |
| | 第1節 離散フーリエ級数展開法を用いた NDVI プロファイル補正に関する研究 | 26 |
| | 第2節 AVHRR NDVI における太陽天頂角の影響評価 | 30 |
| 第6章 | 土地被覆分類 | |
| | 第1節 多時期リモートセンシング画像による農地のマッピング | 35 |
| | 第2節 アジア30秒土地被覆データセットの作成 | 47 |
| 第7章 | 土地被覆変化抽出 | |
| | 第1節 時系列 NOAA/AVHRR NDVI データを用いたシベリア植生の季節変動の推定 | 58 |
| | 第2節 時系列 AVHRR データを用いた土地被覆変化抽出 | 65 |
| 第8章 | 結論 | 72 |

第1章 はじめに

本研究の目的

① 本研究における環境変動地域とは砂漠化、(伐採、火事等による)森林消失、農地開発などの理由で約5x5km以上の広さで土地被覆が変化した地域をいう。5x5kmの面積は、1981年以降全球をカバーしている衛星データ(AVHRR)が8km(将来的には4km)グリッドに再配列されており、この面積の変化であれば変化検出が可能であることから決めている。

この規模の土地被覆変化は、人間活動あるいは自然環境変化の要因で起こっており、これが逆にまた地域的な気象、水収支、動植物の種、等の自然環境を変動させる大きな要因となったり、また人間活動に直接影響を与える。すなわち、土地被覆変化は環境変動の一つの指標である。

本研究では、全アジアを対象とし、1981年以降のAVHRRデータを用い、環境変動のあった地域を土地被覆変化の観点から抽出することを目的としている。本研究で対象地域を全アジアとした理由は、大陸規模で環境変動を把握する必要があるからである。

② 本研究の第一の特色は、衛星データからの情報抽出と既存の資料とを組み合わせ、過去15年間のもっとも信頼できる全アジアの環境変動地域の時空間データを土地被覆変化の観点から整理し、且つこのデータを他の研究者に配布することである。

第二の特色は、下記に述べる衛星データの処理方法である。

解像度1?8kmのAVHRR画像で全アジアの土地被覆変化を検出するのは困難である。その理由は雲の存在、観測の角度条件の差異(走査角、太陽天頂角)、地表面の方向性反射特性、センサ感度の変化などである。これらすべての要因を衛星データから除去しなければ、衛星データから正しく土地被覆変化を検出することは困難である。1シーンまたは数シーンに対して上記の個々の要因を取り除く研究は続けられている。また、研究レベルであり、確立された方法はない。1981年からの毎日のグローバルAVHRRデータを米国NASAから入手できるようになったのは1996年以降のことであり、グローバル/大陸規模の時系列衛星データの補正処理の研究はまだ十分でない。本研究では、ある画素に対し、15年間の時系列データを用いて様々な要因によるデータの影響を一挙に取り除くために、時系列統計手法の考え方を適用する所に特色がある。

本研究の意義は二つある。環境変動の解析において、まず過去において、どの地域でいつ環境変動が起こったのかという事実を知る必要がある。そして要因を分析する。過去の環境変動の把握には多くの方法があるが、本研究では、衛星データを利用してどこまで把握できるかについて追求する。

地球観測の衛星データで土地被覆に関する情報を得るのはもっとも基本的な利用でありながら、大陸規模でいつ、どこで土地被覆が変化したかという単純な情報が未だ抽出されていない。これを追求するのが本研究である。

すなわち第一の意義は、環境変動の事実把握である。第二の意義は衛星データからの情報抽出方法の発展である。

③ 当該研究の位置付け：全球のモザイク衛星データ(AVHRRデータ)を用いて全球/大陸規模の土地被覆分類をする研究は国際的に進行中である。たとえば、本研究代表者は全球4分(約8km)グリッ

ドの土地被覆データを1997年に完成させた。IGBP（国際地球圏生物圏プログラム）の土地被覆ワーキンググループでは1998年に全球1kmグリッドの土地被覆データを作成した。1981年以降の全球モザイク8kmAVHRR データを用いた全球／大陸規模の土地被覆変化抽出の研究は公表されていない。

また、本研究の成果は、アジアにおける環境変動のもっとも確かな時空間的な事実情報を提供することにより、環境変動の要因分析、環境変動相互の関連分析の研究を可能にする。本研究は全アジアの環境変動解析研究の第一歩と位置付けられる。

第2章 大陸規模の土地被覆モニタリング

Land cover is one of the key parameters for global change studies. NOAA AVHRR time series data provide phenological information for larger areas. Authors developed, as the product of the Land Cover Working Group (Chairman: R. Tateishi) of the Asian Association on Remote Sensing (AARS), land cover dataset of the whole Asia using 1-km AVHRR NDVI and surface temperature (Ts) data derived from AVHRR channel 4 and channel 5. The basic information for the classification is clustering results of monthly ratio Ts/NDVI. The classification was carried out based on the hierarchical classification system. The classified land cover dataset is mapped to 30 arc second grid, and it is being distributed widely to researchers. For the improvement of land cover dataset, the development of Global Land Cover Ground Truth Data Base (GLCGT-DB) is proposed.

1 Land cover mapping of Asia

1.1 Used data

Global NOAA AVHRR 1-km 10-day composite dataset from April, 1992 to March, 1993 (Eidenshink *et al.*, 1994) are the main data used in this study. In addition, digital elevation data and national/regional level of vegetation and land use maps were also used for the analysis of land cover classification.

(1) AVHRR Data

Global NOAA AVHRR 1-km 10-day composite NDVI, channel 4 and channel 5 data from April, 1992 to March, 1993 were used in this study for land cover mapping. The NOAA AVHRR 1-km dataset is based on the Interrupted Goode Homolosine map projection, and it was transformed to latitude/longitude map projection (Plate Carree Projection) with 30-second degree grid by using the nearest-neighbors method. In order to prepare the data of the whole Asia, the NDVI, channel 4 and channel 5 data were extracted from 25 degree East to 165 degree West in longitude, and 90 degree North to 15 degree South in latitude.

(2) Digital Elevation Model (DEM) data

Generally, elevation data is used to model ecological governing natural vegetation distribution, and is important for identifying land cover types and stratifying seasonal regions representing two or more disparate vegetation types. In this study, a Digital Elevation Model, GLOBE Version 1 (January 1998), which comprises a global 30 arc-second latitude/longitude array, was used (Hastings 1998).

(3) Thematic maps

In this study, maps of ecoregions, vegetation, land use, and land cover were used as reference data to collect ground truth information and to modify the classification result in post-classification processing.

(4) Ground Truth data

Ground truth data in this study means geographically specified regions which are identified one of the classes in the land cover classification system by a class code. Collection of good ground truth data is a key issue for reliable land cover mapping.

In this study, ground truth data were collected mainly from existing land cover maps and land use maps of various Asian countries. Also limited parts of ground truth data were collected by field survey in Central Asia .

1.2 Relationship between Ts and NDVI

Authors used multi-temporal NDVI calculated from channel 1 and channel 2, and land surface temperature Ts calculated from channel 4 and channel 5 using the split window algorithm (Price, 1984):

$$T_s = T_4 + 3.33 * (T_4 - T_5)$$

Where T4 and T5 are brightness temperature of AVHRR channel 4 and channel 5 (in degree kelvin).

Authors applied a maximum value composite (Holben, 1986) to the NDVI and surface temperature (Ts) data, selecting the maximum value of the 10-day composite NDVI and Ts independently for every month. Ts responds both to short-term variations in energy balance related to rainfall events and changes in soil moisture, and to seasonal changes (Lambin and Ehrlich, 1995). The monthly composite data of Ts artificially removes the short time scale variations in 10-day composite Ts, leaving only the seasonal trend. It mainly includes lower frequency information, which is related to land cover types (Lambin and Ehrlich, 1995). Since Ts displays the opposite trend to NDVI when moving from sparse to dense vegetation landscapes, the use of ratio between Ts and NDVI increases the capability of discrimination among vegetation classes. The ratio of Ts/NDVI has been interpreted biophysically as regional surface resistance to evapotranspiration (Nemani and Running, 1989). This provides theoretical support for using this ratio in land cover analysis. The ratio of the maximum Ts and maximum NDVI ratio (Ts/NDVI) were then computed for monthly period in this study.

1.3 Classification

Land cover classification was carried out using mainly the phenological information from the

multi-temporal ratio between monthly land surface temperature T_s and NDVI data. Ground truth data itself remains in the final classified result.

(1) Land Cover Classification System

A land cover classification system was developed as the activity of Land Cover Working Group (LCWG) of the Asian Association on Remote Sensing (AARS) (Tateishi and Wen, 1997). One feature of the classification system in this study is the hierarchical structure. When a pixel is difficult to classify land cover type A or B, this pixel can be assigned to higher level of land cover which includes A and B. This is the main advantage of the hierarchical structure.

(2) Unsupervised classification

The initial segmentation of the ratio between T_s and NDVI composites is performed using minimum distance unsupervised clustering. One hundred clusters were acquired as the result. Since AVHRR of winter period has poor quality due to high solar zenith angle, monthly data for seven months from April to October 1992 were used for clustering.

(3) Classification rules

The most important thing in decision tree classification rules based on clustering result is to provide a general understanding of the characteristics of each cluster based on the ground truth data. In this study, the following ancillary datasets were used:

- (a) Digital Elevation Model (DEM)
- (b) Maximum NDVI: the maximum monthly NDVI value in twelve months
- (c) Minimum NDVI: the minimum monthly NDVI value in twelve month

2 Global land cover monitoring

There is a potential in time series globally covered satellite data to monitor land cover, that is to detect land cover changes. AVHRR data is the only satellite data to cover global area for more than fifteen years so far. For successful change detection of land cover, preprocessing of time series satellite data is prerequisite. The study about this by the authors is reported in another paper in this Archives: "Analysis of the factor which gives influence to AVHRR NDVI data" by Jong-geol Park & Ryutaro Tateishi.

3 Improvement of land cover mapping and monitoring

In order to improve land cover information of global/continental area, the following three things are necessary.

- a. Development of ground truth database
- b. Development of methodology for preprocessing of time-series global/continental satellite data

c. Establishment of the methodology to extract land cover information from satellite data

a. Development of ground truth database:

The collection of ground truth of land cover in global/continental area is important as training samples for classification and as true data for accuracy assessment after classification. However the collection of ground truth need much time and work. One method is to collect ground truth data by the visual interpretation of higher resolution satellite images such as Landsat TM. The advantage of this method is the uniformity in quality of ground truth data. On the other hand, there are many reliable local/regional land cover information which were prepared by research institutes, projects, or individual researchers. The proposed idea in this paper is to collect available reliable land cover information of local/regional area from existing information by the cooperation with institutes, projects, and individual researchers and to develop the Global land cover ground truth database(GLCGT-DB). In this proposed method, the following information will be collected.

- well defined land cover type or vegetation type
- geographic location (identification of the location by the flag on geographical grid data is recommended)
- source information for individual ground truth data
- legend and its explanation
- any other information about this place including ground photographs

The two features of GLCGT-DB are cooperative data collection and common use. Since the definition of land cover types vary, we need to harmonize them and to extract common land cover classes from various inputs.

b. Development of methodology for preprocessing of time-series global/continental satellite data

For the purpose of land cover mapping and monitoring, factors affecting satellite data such as solar zenith angles, sensor degradation, change of sensors, cloud, atmosphere must be investigated and this effect must be removed. Part of these effects are described in the paper in this Archives as the title of "Analysis of the factor which gives influence to AVHRR NDVI data" by Jong-geol Park & Ryutaro Tateishi.

c. Establishment of the methodology to extract land cover information from satellite data

Main information to extract land cover information from satellite data is as follows.

- Phenology(ex. Seasonal NDVI)
- Physiognomic features (vegetation cover and height)
- Spectral features (reflectance)
- Thermal features

Conventional studies have focused on spectral features, and sometimes uses thermal features. For

global/continental study, phenology was used by temporal NDVI data. Physiognomic information such as vegetation area cover percentage and vegetation height can be new information, which can improve land cover mapping/monitoring. Vegetation height can be obtained by lidar.

4 Conclusions

As shown in Figure 1, a land cover map of the whole Asia (<http://asiaserv.cr.chiba-u.ac.jp/cd/index.htm>) which is in 30-second grid in latitude/longitude and consists of 37 land cover classes of classification system was produced by using NOAA AVHRR 1-km dataset. In order to improve the classification result, reliable ground truth data should be collected more. For this reason, authors plan to publish the used ground truth data. In order to improve the accuracy of land cover mapping/monitoring for further research, authors recommend development of the global land cover ground truth database (GLCGT-DB) by the cooperation of many projects and researchers.

References

- Brown, J.F., Loveland, T.R., Merchant, J.W., Reed, B.C., 1993, Using Multisource Data In Global Land Cover Characterization. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 59, 977-987.
- Eidenshink, J.C., Faundeen, J.L., 1994, Global Land 1-KM AVHRR Data Set Project. *International Journal of Remote Sensing*, 15, 3443-3462.
- Gregory, J.H., Brian, C.H., and Kenneth, C.M., 1999, Landsat Thematic Mapper Registration Accuracy and its Efforts on the IGBP validation. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol 65, N9, 1033-1039.
- Hastings, D., 1998 The Global Land One-km Base Elevation (GLOBE) Project. <http://www.ngdc.noaa.gov/seg/topo/global.shtml>.
- Holben, B.N., 1986, Characteristics of maximum-value composite image from temporal AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing*, 7, 1417-1434.
- Kerber, A.G., and Schutt, J.B., 1986, Utility of AVHRR channel 3 and 4 in land cover mapping. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 52, 1877-1883.
- Lambin, E.F., and Ehrlich, D., 1995, Combining vegetation indices and surface temperature for land cover mapping at broad spatial scales. *International Journal of Remote Sensing*, 16, 573-579.
- Loveland, D., T.R. Merchant, J.W., Ohlean, D.O., and Brown, J., 1991, Development of a land

cover database for

conterminous U.S. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 57, 1453-1463.

Nemani, R, and Running, S., 1989, Estimation of surface resistance to evapotranspiration from NDVI and thermal-IR

AVHRR data. *Journal of Applied Meteorology*, 28, 276-284.

Price, J.C., 1984, Land surface temperature measurements from the split-window channels of the NOAA-7 Advanced

Very High Resolution Radiometer. *Journal of Geophysical Research*. 89, 7231-7237.

Tateishi, R. and Wen, C.G., 1997, Global Four Minute Land Cover Data Set. *Journal of the Japan Society*

Photogrammetry and Remote Sensing, VOL 36, No 4, 62-74.

Tucker, C.J., Townshend, J.R., and Goff, T.E., 1985, African land cover classification using satellite data. *Science*, 227, 369-375.

第3章 NOAA AVHRR データ(Pathfinder AVHRR Land(PAL)データ)の特性

はじめに

近年、EOS/MODIS などの中解像度衛星の打上げにより、地球規模の気候変動の研究においてより正確な解析が行われるようになりつつある。しかし時系列的な解析を行う際には、NOAA/AVHRR の長期に渡るデータの利用が欠かせない。NOAA/AVHRR による NOAA/NASA Pathfinder AVHRR Land Data Set (以下、PAL データセット)は、1981 年の NOAA-7 の打上げから現在に至るまで作成されている。現在では、the Goddard Space Flight Center(GSFC)'s Distributed Active Archive Center(DAAC) (<http://xtreme.gsfc.nasa.gov/>)の FTP サイトの無料ダウンロードサービスを利用して、NDVI, Ch1, Ch2, Ch4, Ch5 データの入手が可能である。解像度は 8km と低解像度であるが、データ入手の容易さから長期間の時系列解析を概略的に行う際には有用である。本研究では NOAA/AVHRR の解像度約 1km のオリジナルデータ (High Resolution Picture Transmission [HRPT]または Local Area Coverage [LAC], 以下 HRPT/LAC データ) から、解像度約 4km の Global Area Coverage Data Set (以下、GAC データセット)、そして PAL データセットの NDVI 作成過程をシミュレーションすることにより、その特徴を調べた。その結果、NDVI の変化地域において東西・南北方向による検出能力の違いと、NDVI が高く変化する地域を過剰評価している特徴が判明した。

1. PAL データセットの作成過程

NOAA/AVHRR の解像度は衛星直下では約 1.1km であるが、この HRPT/LAC データは地上受信局のアンテナ受信範囲でしか取得できない。このため衛星上で HRPT/LAC データを約 4km にサンプリングして GAC データを作成し、全球規模のデータを取得している。GAC データは、HRPT/LAC データの 5×3 ピクセル毎に作成される。5×3 ピクセルの始めの 4×1 ピクセルに対する平均値を、GAC データの 1 ピクセルとしてサンプリングが行われている。¹⁾ (Figure 1)

受信後の GAC データを解像度 8km の等積図法である the Goodes Interrupted Homolosine Projection²⁾ に地図投影を行って、PAL データが作成される。まず GAC データの値を 5×3 ピクセルの中心座標に置き換えた上で、PAL データの 8×8km メッシュを重ね合わせ、そのメッシュ内に含まれるすべての GAC データを取り上げる。衛星直下方向では、PAL データの 1 ピクセルに対し、2×3 ピクセルが取り上げられる場合もありうる。³⁾ この GAC データの中で NDVI が最大となる 1 ピクセルを PAL データの 1 ピクセルとして作成される。(Figure 2)

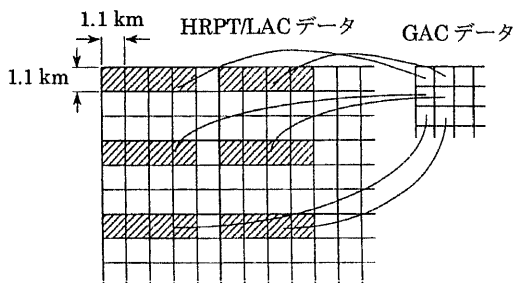


Figure 1 HRPT/LAC⇒GAC 変換

HRPT/LAC データの 4×1 ピクセルの平均値を GAC データの 1 ピクセルの値とする

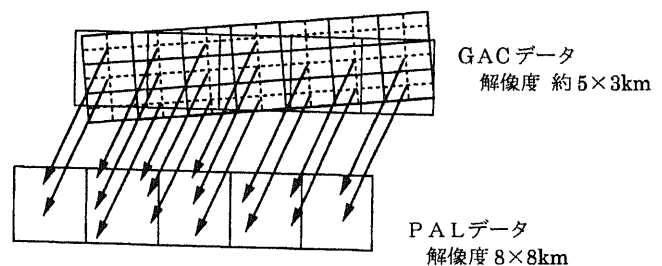


Figure 2 GAC⇒PAL 変換

変換候補となる GAC データの中で、NDVI の最大のピクセルを PAL データとして採用する

2. 1 PAL シミュレーションデータの作成方法

シミュレーションで行う HRPT/LAC⇒GAC⇒PAL データ変換は、以下の通り設定する。HRPT/LAC⇒GAC 変換では、HRPT/LAC データの 4×1 ピクセルの平均値を GAC データの中心ピクセルに置き換え、残りを DN=0 とする。GAC⇒PAL データ変換では、PAL データのサイズを 7×7 ピクセルと仮定して、その 7×7 ピクセルのウィンドウ内に入るすべての GAC データの中で NDVI の最大のものをウィンドウの値とする。ここでは地図投影変換による幾何学的誤差を無視して、PAL データの解像度を HRPT/LAC データの 7×7 ピクセルと仮定する。(Figure 3)

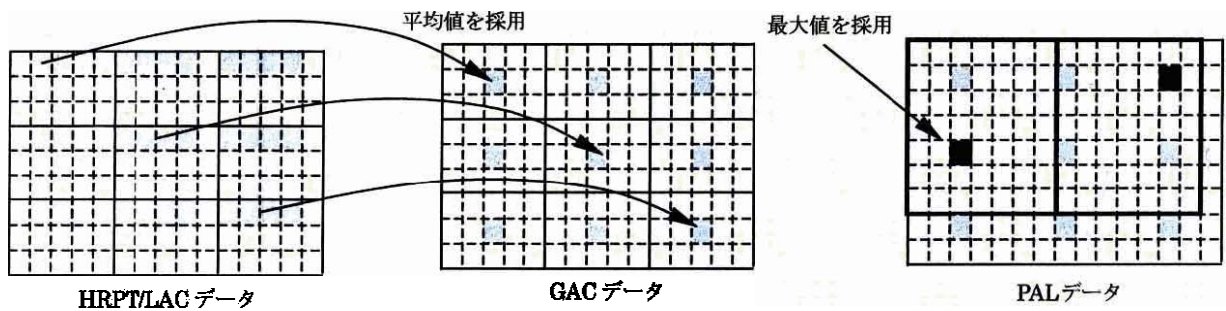


Figure 3 シミュレーションデータ作成方法
GAC→PAL変換では、PALデータウィンドウ(7×7ピクセル)内のNDVI最大値を採用する

2. 2 シミュレーションデータにおけるNDVI変化地域の検出

HRPT/LACデータ上でNDVIの様な地域に対してNDVIの変化が生じた際に、PALデータの変化検出精度を検証する。HRPT/LACデータのNDVIを0.4と設定し、そこにNDVI=0.0 (NDVI減少)と0.8 (NDVI増加)の変化地域を作成する。GACデータのウィンドウサイズが5×3ピクセルと不揃いなので、変化検出にはX方向(東西方向)・Y方向(南北方向)に分けて考慮する必要がある。X方向検出ではNDVIの挿入位置を変えながら5パターン(A,B,C,D,E)を必要とする。

(Figure 4-1 NDVI=0.0を挿入した場合) 同様にY方向検出は3パターン(P,Q,R)となる。(Figure 5-1 NDVI=0.0を挿入) 次に挿入する面積を、X方向検出では幅を1から13ピクセルとし、Y方向検出では高さを1から12ピクセルとする。このHRPT/LACデータを変換したものがFigure 4-2,4-3(X方向検出), Figure 5-2,5-3(Y方向検出)である。

GAC→PALデータ変換過程において、PALデータは変換候補となるGACデータの中でNDVIの最大値を採用するために、NDVIが減少する変化ではすべてのGACデータが減少しなにかぎり検出できない。逆にNDVI増加の変化ではGACデータ1ピクセルの変化で検出される。このため、PALデータはNDVIの減少・増加によって検出能力に大きな違いが生じる。NDVI減少(NDVI=0.0)の場合、NDVI=0.0が検出され始めるのはX方向で4ピクセル(パターンA)、Y方向で4ピクセルとなる(パターンP)。また、13×12ピクセル(パターンBとQ)以上の領域では確実に検出される。一方、NDVI増加(NDVI=0.8)の場合、NDVI=0.8が検出され始めるのはX方向で4ピクセル(パターンA)、Y方向で1ピクセル(パターンP)となる。8×3ピクセル(パターンBとQ)以上の領域では確実に検出される。

この結果からPALデータのNDVI変化検出は、X・Y(東西・南北)方向により検出能力に違いがあり、またNDVIの増加する変化の方がより検出し易いことが分かる。さらにNDVIの変化を確実に検出するために必要とする領域面積で比較した場合、約6倍(=(13×12)/(8×3))の違いがある。

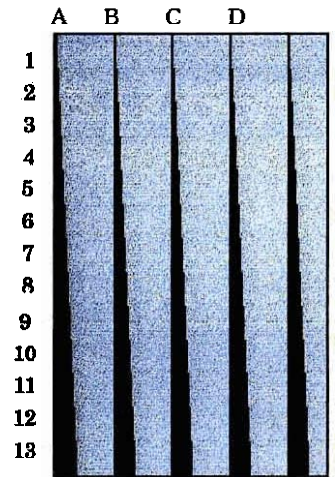


Figure 4-1 HRPT/LAC(X方向検出にNDVI=0.0を挿入)

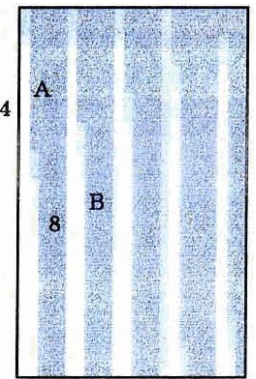
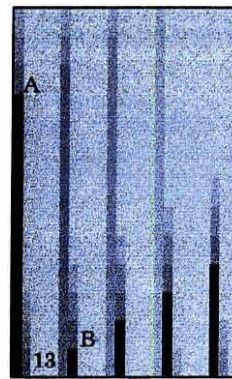


Figure 4-2 PAL (NDVI=0.0) Figure 4-3 PAL (NDVI=0.8)

Figure 4 X方向検出 (1-13ピクセルを5パターン挿入)

1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12

Figure 5-1 HRPT/LAC (Y方向検出にNDVI=0.0を挿入)



Figure 5-2 PALデータ (NDVI=0.0)

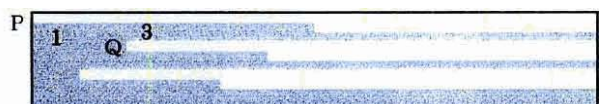


Figure 5-3 PALデータ (NDVI=0.8)

10 Figure 5 Y方向検出 (1-12ピクセルを3パターン挿入)

3. PAL データによる北方林攪乱状況の検出 N47° 0'

3節では、実際に森林衰退、森林伐採が進行している地域に対して PAL データの検出能力を検証する。対象地は、ロシア沿海地方北東部ペーヤ川上流のエゾマツ、トドマツ林とする。Figure 6-1, 6-2 は、LANDSAT/MSS の 1983 年 10 月 21 日、1991 年 9 月 17 日の画像である。この地方では 10 月になると広葉樹やカラマツは完全に落葉するため、森林衰退や森林伐採の対象樹種であるエゾマツ、トドマツの判別が容易になる。ペーヤ川流域の高原平坦地に分布するエゾマツ、トドマツ林は、1983 年当初から樹勢の衰えが見られ始め、1991 年頃までにほとんどのエゾマツ、トドマツ林が立ち枯れたことが分かる。さらに、森林衰退地の谷をはさんで南側地域においては、1983 年時点で既に森林伐採が開始されており、1991 年には伐採地域が西側に拡大していることが確認できる。¹⁾

N46° 50'

N46° 40'
E137° 40'

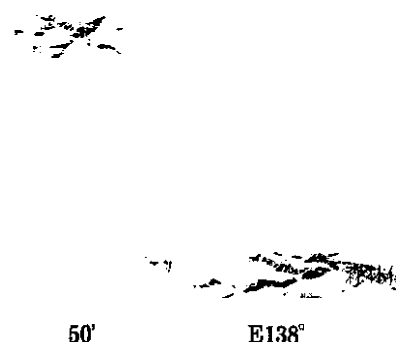


Figure 6-1 LANDSAT/MSS (1983 年 10 月 21 日)

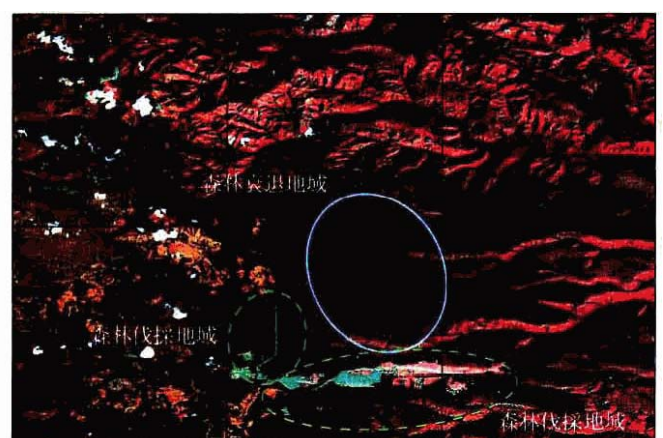


Figure 6-2 LANDSAT/MSS (1991 年 9 月 17 日)

Figure 6-3 は同地域における NOAA/AVHRR の解像度 1km の the Global Land AVHRR 1-km data set (以下、G1K データセット) を 30 秒グリッドに地図投影変換したものである。Figure 6-4 は同様に解像度 8km の PAL データを 4 分グリッドに変換したものである。Figure 6-3, 6-4 とともに、1992 年 10 月 21-31 日の NDVI 10-day MVC 画像である。

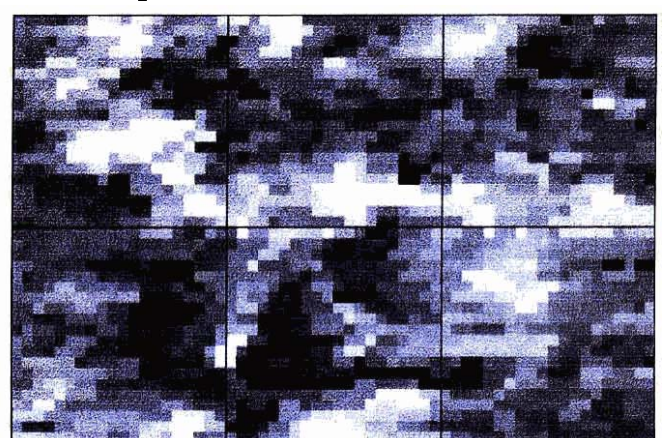
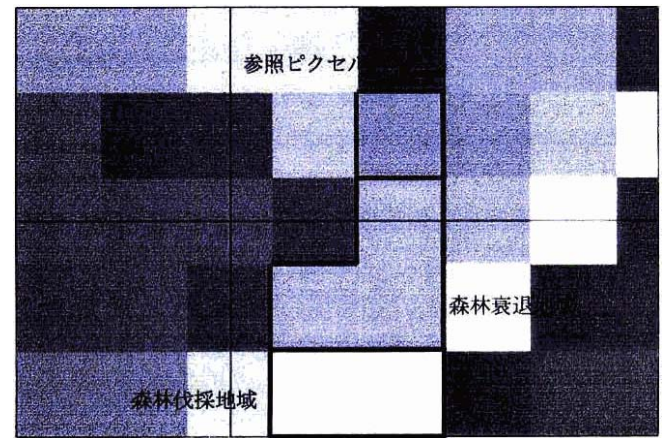


Figure 6-3 G1K データ (1992 年 10 月 21-31 日)

Figure 6-3 の G1K データでは、NDVI の低下から高原平坦地における森林衰退、南側の森林伐採を判別できる。森林伐採の皆伐地域においては NDVI が森林衰退地域より低い値 (NDVI ≈ 0.0) をとり、東西に伸びる帯になっている。Figure 6-4 の PAL データでは、森林衰退地域の NDVI の低下は大まかに確認できるが、南側の東西の線状に分布する皆伐地域は全く確認できない。これは、伐採地域が南北方向に拡大しなかったために、PAL データのピクセルウィンドウの中で、伐採地域よりも南側の NDVI の高い地域の値が採用されたと思われる。つまり、GAC データ上では NDVI の低下が起こったにも関わらず、GAC ⇒ PAL 変換において、より NDVI の高い GAC データが PAL データの値になったためであると考えられる。



次に PAL データの NDVI を時系列に見た場合、NDVI の低下を確認可能か調べる。Figure 6-4 において森林衰退地域のピクセルを図のように 3 ピクセルと仮定する。同様に森林伐採地域 2 ピクセル、参照ピクセル 1 ピクセルを仮定する。参照ピクセルを

用いるのは、NOAA 衛星の交代やセンサ劣化によるセンサ感度の変化、気象条件などの誤差を極力小さくするためである。ここでは土地被覆が変化していないと考えられる地域を参照ピクセルとして、森林衰退地域、森林伐採地域の変化を参照ピクセルを基準として判断する。

Figure 7-1 は、1983 年から 1992 年までの 10 月 21-31 日の NDVI 10-day MVC を森林衰退地域(3 ピクセル平均)、森林伐採地域(2 ピクセル平均)、参照ピクセル毎にプロットしたものである。このままでは、NDVI の変化傾向を読み取ることができないが、森林衰退地域、伐採地域の NDVI と参照ピクセルの NDVI の差分を求めることによって変化傾向を検出できると考えられる。(Figure 7-2) 図から、森林衰退地域において時系列的に NDVI の低下が生じたことが推察できるのに対し、森林伐採地域は NDVI の変化傾向が確認できない。この結果から PAL データにおいて、地域的な広がりをもつ森林衰退地域の NDVI 低下は検出できたが、面的な拡大の起こらない森林伐採は検出できなかったと考えられる。しかしながら、参照ピクセルを用いた NDVI 低下の評価は、参照ピクセルの取り方に大きく依存し、NDVI の変化量が誤差を無視できる程度に大きいものであるかは、より詳細な調査を必要とするところである。

まとめ

シミュレーション結果が示すように、NDVI の変化検出は NDVI の増加する変化と低下する変化によって検出能力の違いがあり、検出に必要とする面積で比較した場合、約 6 倍の違いがあった。

北方林を対象とした実際の変化地域の検出においては、NDVI の低下量の小さい森林衰退地域が検出されたのに対し、NDVI の低下が大きい森林伐採地域が検出されなかった。これは、NDVI 変化地域の領域の違いによるためである。

PAL データ作成過程から分かるように、PAL データは 8×8km の領域の平均を表すものではない。このことは PAL データによる変化地域の検出を困難にしている。しかしながら、広範囲の領域の変化傾向を捉える上では有効なデータセットと考えられるので、研究対象の詳細なデータを集める前の予備研究として大いに利用が可能である。

参考文献

- 1) NOAA Polar Orbiter Data User's Guide Section 3.1.1 Data Characteristics, 1998
- 2) NOAA/NASA Pathfinder AVHRR Land Data Set User's Manual Version 3.1, Sep 1994, 2-11
- 3) M.E.James, and S.N.V.Kalluri, 1994 "The Pathfinder AVHRR land data set: An improved coarse resolution data set for terrestrial monitoring", Remote Sensing, 15, 3347-3363
- 4) 上林徳久, 衛星データを用いた北方林攪乱状況の把握, 1997.日本写真測量学会 秋季学術講演会 K2(高知)

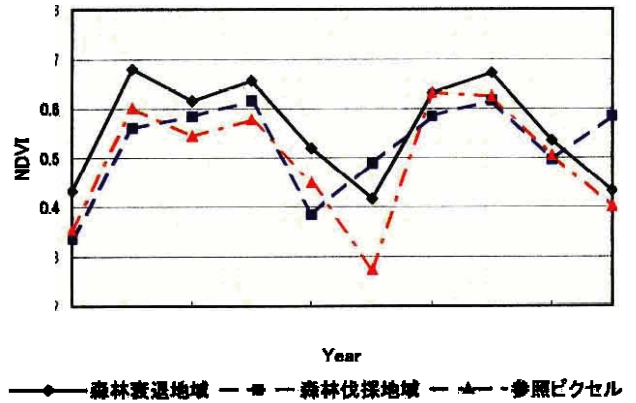


Figure 7-1 3地域のNDVIプロフィール

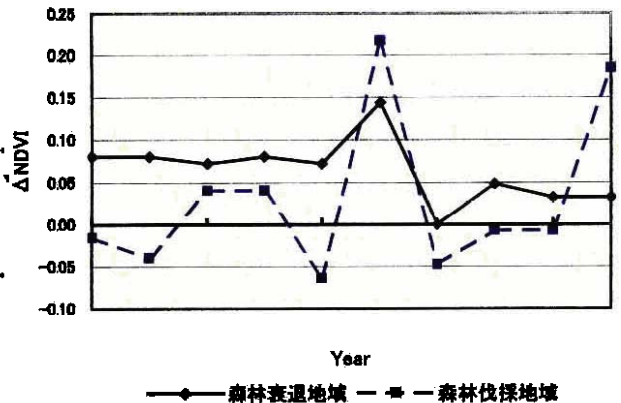


Figure 7-2 参照ピクセルとの差分プロフィール

1 緒論

1-1 研究の背景

近年、森林の伐採や砂漠の拡大、地球の温暖化等、地球環境問題に対する関心が非常に高まっている。さらにこのような状況に伴い、自然に対する人間活動のあり方を考える動きも活発になっている。従って人間活動がどのような影響を与えているかを明確にするには、グローバルな視点で地球環境のメカニズムを解明しなくてはならない。そのためにはあらゆる種のデータを用いて分析、評価する必要があり、その計画は現在着々と世界中で進行している。その種のひとつに人工衛星によって宇宙から地球上を観測するリモートセンシング技術の発展は欠かせない。気象予報、土地利用図などの分野に大変有効とされ、広域わたる情報を取得可能なことから重要な位置付けがなされている。そして面的情報の他に数日から数週間といった短時間で同じ地域を観測できることから、環境変化を時系列的に捉える手段にもあげられる。

このようにリモートセンシングは、地球環境観測システムの役割を担うわけだが、現実的には多くの問題点も含んでいる。そのなかでも陸域全体を把握するための人工衛星が少ないことがあげられる。陸域全体を高い解像度で観測するには

それなりのデータ量とコストがかかり、時系列的に地球全体を把握するには現状として不可能に近いであろう。そして、現在陸域全体の情報を粗い解像度で高周期に提供されているものは気象衛星NOAAに搭載されたAVHRRセンサだけであり、グローバルデータセットとして植生の状態や変動の解析に有効である。そのAVHRRによる植生モニタリングには通常NDVI(正規化植生指数)が用いられるがNDVIは多くの要因で変動してしまう。

これまでに全球の陸域に対して土地被覆変化を行った例は少なく、そのために用いたデータセットでどの程度まで可能かその限界を確認することは今後のグローバルモニタリングには必要と思われる。

1-2 研究目的

土地被覆変化抽出を行う際の前処理として衛星NOAA/AVHRR NDVI データに影響を与える要因をリモートセンシングその他気象、気候条件等の定性的な視点も含めて解析を行う。

2 使用データ

2-1 NOAA/NASA Pathfinder Land Data Sets

本研究ではNOAA/NASA Pathfinder Land Data Sets(通称PALデータセット)を用いる。本研究ではNOAA/NASA Pathfinder Land Data Sets(通称PALデータセット)を用いる。PALデータセットは米国の海洋大気庁(NOAA:National Oceanic and Atmospheric Administration)とNASA(National Aeronautics and Space Administration)によって作成されたデータである。

気象衛星NOAAシリーズは前世代のTIOS, TIOS-Nシリーズを含めると最も古い歴史を持つ衛星シリーズである。NOAA衛星は定常的な気象業務を目的としており、常時2つの衛星が運用されている。シリーズナンバーの奇数号が地球の昼間、偶数号が地球の夜側を観測しており、本研究ではPALデータセットに使用されているNOAA-7,9,11による。PALデータは、1ピクセル約5×3kmのGACデータを8×8kmのthe Goodes Interrupted Homolosine Projectionに地図投影を行い作成され、解像度は8kmとなる。また期間は1982年8月から1993年9月の12年間となる。

| 衛星 | 軌道情報 | 運用期間 | 通過時刻 |
|---------|---------------------------|-----------------------------|--------------|
| NOAA-7 | 太陽同期軌道 軌道高度833km | 1981. 8. 19 ~1986. 6. 7 | 14:30 LST |
| NOAA-9 | 軌道傾斜角 98.9° | 1985. 2. 25 ~1988. 11. 7 | 14:20 LST |
| NOAA-11 | 軌道周 101.4 分 周回数/日 14.1 | 1988. 11. 8~ 1998. 4. 11 | 13:40 LST |

2-2 NDVIデータ

植生モニタリングによく用いられるNDVI(正規化植生指数)は活発な植生の反射率が可視域、近赤外域において大きく異なるという特性に基づき本研究ではチャンネル1(可視域)、チャンネル2(近赤外)を用いて次式で表される。しかしAVHRRのチャンネルデータに含まれているノイズ成分(雲、ヘイズ、大気、太陽天頂角など)の影響がそのまま残っている。そこで影響を軽減するためにMaximum Value Composite(MVC)があげられる。これは一定期間のデータのうちNDVIが最も大きい日のデータをその期間の代表値とする方法であり、各月を1日~10、11日~20日、21日~月末に分け、1ヶ月で3つのデータによる10day-Composite

dataを用いる。さらにもある。

2-3 12年間の平均NDVIデータ作成

12年間の平均NDVIデータと標準偏差を求める際、各画素に対して12年間の中で大きい順に並べ3番目から8番目までの6年間のデータを用いた。(図1:12年間標準偏差および選出エリア画像)

2-4 グローバル標高データ

米国海洋大気庁のNGDC(National Geographical Data Center)の作成したETOPO5と呼ばれる。全世界の標高をデジタル化して収めたデータセット。5分間隔の緯度経度座標にあてられている。(図2:標高画像)

3 研究の流れ

- TWO法による雲の除去
- 12年間の平均NDVIデータ作成
- 選出エリア決定
- 高画像と勾配図、鳥瞰図による地形的影響評価
- NDVI、SZA、Ch1、2における移動平均
- SZAの影響評価
- 月別偏差画像と異常気象データによる気候、気象的影響評価

4 研究

4-1 NDVI変化域抽出

年間平均NDVIデータから12年間平均NDVIデータを作成した。それをそれぞれ画像化し、さらに月別のNDVI年間変化と月別標準偏差画像を作成することによって季節変動を見る。

年間平均NDVI画像であるが、緑色が植生を表し、濃い色ほどNDVIが高くなるように割り当てた。またNDVIが低いものは黄色から茶色となっている。この画像をみると、南アメリカ中央部では元々植生が高いのだが8月から9月にかけてNDVIが小さくなること、また北アメリカではカナダから五大湖周辺にかけ夏時期に急激に高くなっている。さらにアフリカ中央部のNDVIの高い地域が季節に応じて移動する様子やアフリカ南部のカラハリ砂漠周辺、オーストラリアの砂漠地帯のNDVI値はその他の砂漠地帯よりも比較的高い値をもっていることが読みとれる。

次に図1はNDVI標準偏差画像と選出エリアである。色が緑から赤色になるに従い、偏差が高くなっていることを示す。そして偏差の高いエリアに対して、300×300pixelを任意に23ヶ所選出出した。また選択した1〜23の領域において数字は変化の激しい月を示してある。これは図4、5より判断したものである。その結果よりNDVI偏差値が季節的に変化度が大きい場合と常に変化度が大きい場合、その他不規則な場合と大きく3つに分別できる。特に常に変化度が大きいポイントは複数の要因が存在すると考えられる。1〜23エリアにおける主にエリア4,5,6,7,12,16,20,21,22,23ではその標準偏差が他よりも高くなっている。4はメキシコ、5は南アメリカ北西部、6は南アメリカ北東部、7は南アメリカ中央部、12はアフリカ中央部、16はヒマラヤ周辺、20,21はインドネシア、22,23はオーストラリアに位置している。ここで先にあげた標高データから5,7,16,20,21においては標高が高い地域に属している。またそれが赤道上に位置している地域に多いということなど多様な要因がある。

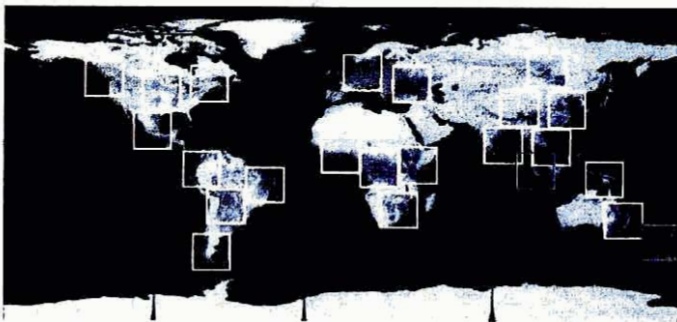


図1:NDVI 標準偏差画像と選出エリア

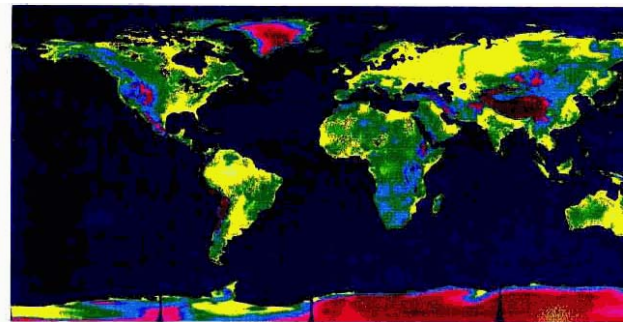


図 2:標高画像

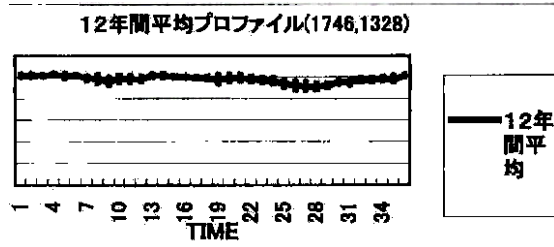
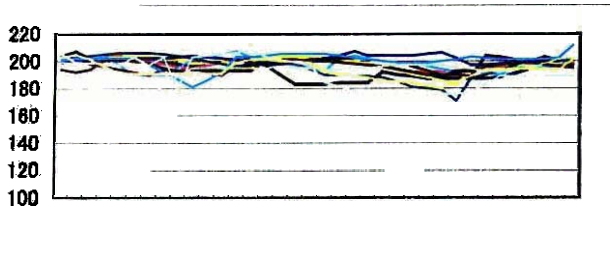


図3:安定地域のプロフィール(南アメリカ北西部)

5 (1552,1328)



図4:不安定地域のプロフィール(南アメリカ北西部)

図3は安定地域、図4は不安定地域のプロフィールである。図3および4における上図のNDVIプロフィールは1982年から1993年までの12年間のデータから作成した。しかし、グラフからも確認できるようにNDVIが急激に低下するということが何度かある。土地被覆等が原因でこういった減少があるとは考えにくい。従ってこのまま平均をとることは大きな誤差を含んでしまう。そこでTIME(横軸)それぞれに対し、NDVI(縦軸)の高いほうから数えて2つ、低いほうを4つを省き、真ん中の6つのデータを選んだ。これによって異常気象等で大きく変動したNDVIデータを省いた形となる。そして6年間のデータを平均化して図6、7の下図のプロフィールを作成した。青線は12年間平均プロフィールであり、赤線が標準偏差を示しており、図3、4のエリアを比較すると不安定地域の偏差がそれと比べ非常に大きいことが確認でき

る。図1の12年間偏差および選出エリア画像の赤いエリアはこのように大きな偏差をもったプロフィールとなる。

4-2 地形効果による影響解析

4-2-1 勾配図作成

勾配の方向と最大値を決定するため 3x3 のマトリクスをとり、その中心に対して周囲の勾配度と方向を考える。標高データを用いて、その勾配の最大値は統計的手法(直線の式へのあてはめから傾きを求める)で算出。それを画像化したものを下図示す。また考えられる 8 方向に対して求められた最大値から勾配方向を決定する。

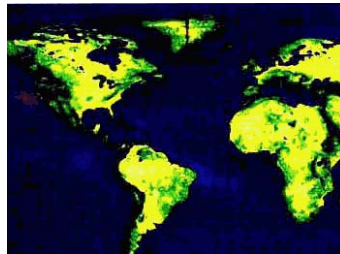


図5:勾配画像

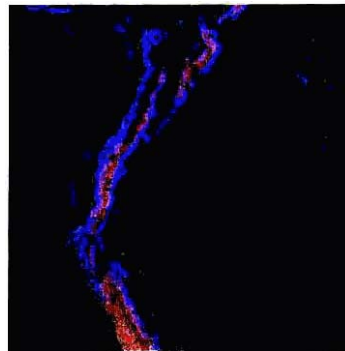


図6:標高、勾配、NDVI 標準偏差相関図

次に地形との相関を見るため、R に標高画像、G に勾配画像、BにNDVI標準偏差画像をわりあてた。標高が高いエリアであってもその勾配、すなわち斜面にたいしてNDVIが不安定であることが確認された。しかし影または地形の起伏の具体的な影響をみることはできない。

4-2-3 鳥瞰図作成

さらに詳細に確認するため、図2の標高画像に対してNDVI平均と標準偏差の画像を重ね合わせ鳥瞰図として示す。これは先の偏差の大きい月2つを選んで作成した。例としてエリア5番(南アメリカアンデス山脈付近)を示す

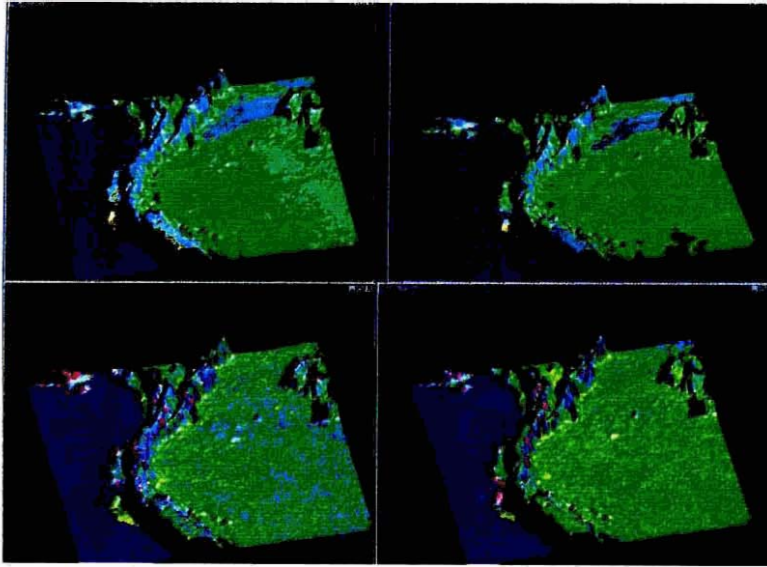


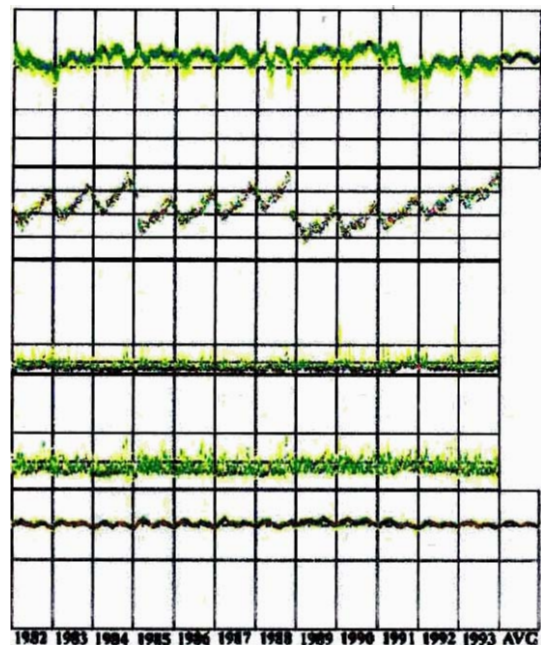
図7:エリア5の鳥瞰図

左上側は5月の NDVI 平均画像と標高画像、左下側は5月の NDVI 標準偏差画像と標高画像、右上側が10月の NDVI 平均画像と標高画像、右下側は10月の NDVI 標準偏差画像と標高画像である。NDVI 平均に対する標高と標準偏差に対する標高との関係を時系列とともに見てみる。

それに対し後者では偏差が高い領域は山脈の斜面に沿って現れている。しかし偏差が時期に関係なく現れているのは斜面であるということは確認できた。このように単に画像のみの黙視による判断では、その原因を具体的には示すことは困難である。

4-3-1 NDVI, SZA, Ch1, 2 におけるプロファイル

結果的に地形に対する要因を一概に決定することはできないが、先に述べたように関係性は存在する。補正済みの NDVI プロファイル、TS (地表面温度) とともにオリジナル (補正なし) のチャンネルの動向と比較することで、その他の影響も確認する。ここでは先のエリア 5 におけるプロファイル (64 画素) をみる。Index はその画素におけるパーセンテージを示してある。安定地域の変動に対し、不安定地域のものは NDVI プロファイルではひどくばらつきが見られる。それとともに、チャンネル 1, 2 にもばらつきが見られる。これらは異常に高い値の反射率をもち、雲の頻度が高く、また 12 年間を通じ常にあることがわかる。従ってその他の地域においてもばらつきを示すプロファイルは同様に雲の影響を完全に排除できない領域であると言える。しかし雲の影響を同じ方法で取り除くことが可能な領域も一方ではあるため、これらの領域は雲のできやすい、また頻度が大きいと考えられる。従ってこれらの地域においては従来補正方法ではないものを適用しなくてはならないと言える。



NDVI, SZA, Ch1, 2 におけるプロファイル (安定域)

40
25
Ts
30°C
0°C

NDVI, SZA, Ch1, 2 におけるプロファイル (不安定域)

4-3-2 SZAの影響

PAL データの記録では、NOAA-7から NOAA-9 への交代は 1985 年 2 月、NOAA-9 から NOAA-11 への交代は 1988 年 10 月に行われている。そのため、時系列的に SZA データを表すと衛星交代前後の時期に大きな SZA の差が存在する。大きな SZA の差のために、地域によって異なるが、NDVI にも差が生じる。砂漠地域では NOAA-9 から NOAA-11 への交代の際 NDVI が高く表示されている。砂漠地域は 1 年中 NDVI が低く、また、他の植生による影響や植生成長にともなう NDVI の変化がないため SZA の影響を容易に確認できる。しかし、1 年中高い NDVI 値を持つ熱帯林では砂漠と同じような NDVI の変化が生じてもその原因が SZA のみの影響であるとは断定できない。その理由は季節推移に対して植生は常に変化しているため、小さい NDVI の変化の原因が正確に何によるものであるかは NDVI と SZA データのみでは断定できない。また、SZA が最大の時に NDVI が低く、NOAA-7、NOAA-9、NOAA-11 共に SZA が大きくなることによって NDVI が低くなる現象はプロファイルから確認可能であり、従来の結果にも合致する。しかし、赤道付近は SZA の変化が年中 60° 以内であるため NDVI には大きく影響していない。

4-4 影響解析

4-4-1 異常気象の影響

地形、SZA とその影響を見てきたが、選出したエリアにはこれら以外に気候、気象などの影響も考えられる。気象は時系列的に変化が大きく、年別月別に確認するとともに、異常気象に対して影響があると仮定し、文献および画像から解析する。

異常値(異常高温、低温、異常多雨、少雨)の定義は、気象庁 1984、1989 の報告と同様、各月の値(気温については月平均気温、降水量については月降水量の立方根)と過去 30 年間の平均値(平年値)との差が、Thompson の棄却検定の方式より、危険率 5%で棄却される場合としている。

気象庁異常気象レポートによる異常気象天候分布図(1983~1992)から月別偏差画像に異常高温、低温、異常多雨、少雨の分布を重ね合わせ、その影響を確認した。例として 1983 年の異常気象分布を含んだ月別 NDVI 偏差画像を示す。

この図は月偏差 50 を 0 に割り当て、NDVI が高いほど赤に低いほど緑に色をあて、赤い丸は異常多雨、白い丸は異常少雨、赤い四角は異常高温、白い四角は異常低温とし

て作成した。

この年における異常気象は参考として、

アジア

- 1~4 月 多雨(中国南東部から台湾、南西諸島)
- 5~7 月 多雨(中国南部、湯子江から黄河流域の水害)
- 1~6 月 干ばつ、少雨(インド南部、インドシナ半島、フィリピン)
- 6~7 月 冷夏(中国北部)

ヨーロッパ 3~5 月 多雨、西欧、北欧

夏 ドイツ洪水アフリカ

- 2~4 月 干ばつ、少雨(ジンバブエ、モザンビーク)

(参考:異常気象レポート'89)

などがあげられる。また図 8 では 1983 年の 3 月を示してあるのだが、異常値が検出されたエリアに対しそれぞれ影響がでている。異常多雨による洪水によって、あるいは高温による干ばつが原因で植生が減少し、偏差が低くなっているのが確認できる。さらにこのような異常気象は、局地的な原因によって、局所的に発生することもあり得るが、異常気象が起こる場合、世界の各地でもほぼ時をおなじくして起きていることが多い。異常気象はさらにブロッキングに密接に関係することも報告されている。一般に中高緯度では対流圏は平均して西風が強く、高、低気圧は西から東に移動し、1ヶ所に長く留まることは少ない。そのような時、気圧の南北差は大きく、高指数型の流れと呼ばれている。それに対して、流れの南北の蛇行が強く、平均して西風も弱い時を低指数型の流れとしている。低指数型の時、高低気圧の動きは遅くなり、一ヶ所に停滞し易くなる。このような流れのことをブロッキングといい、流れのパターンの変化がゆっくりしているので、極からの寒気流出が同じ場所で持続したり、逆に低緯度からの暖気が高緯度よりのところで持続したりして、異常気象が生じやすくなる。この他にも様々な要因はあるのだが、大気大循環の変動、特に低周波変動による点が多く、今後の課題としてあげられる。

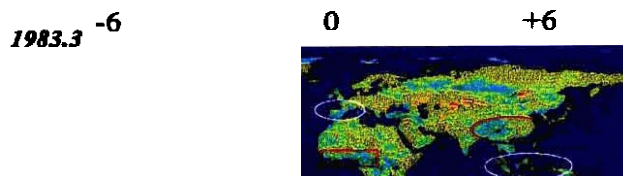


図8: 異常気象分布図と月別 NDVI 偏差画像(1983 年)

5 結論

本研究では NOAA AVHRR を用いて NDVI の変動の要因を探るべく全球に対し、解析を行った。そして NDVI データの雲の影響を取り除くための補正法として TWO 法を用いた。さらに 12 年間に於いて異常値を除くため真ん中の 6 年間のデータを用いて、異常気象の影響を減少させる方法をとった。そのデータに対し標準偏差を求めたが、全球の偏差の大きいエリアは 300×300 pixel の範囲で 23カ所となった。そのエリアごとに 8km の解像度で NDVI の変化は時系列的には確認可能であったが、具体的に影響を与える要因をしぼることは困難であった。従って様々な要因があるなかで、主に、地形、気候、大気というように分類し、あてはまるものをいくつか文献等とともに解析した。またエリア中のポイントの NDVI プロファイル、および SZA、CH1,2、TS のプロファイルを付録に添付する。

地形の影響における主たる結論は山脈域の傾斜部分で NDVI の変動が激しいということである。山地の影などの 8km では捉えることができないデータも存在するため、結果的にチャンネルの反射率が他のエリアよりも非常に高いものを持つということであり、それはまた雲の頻度が高く TWO 法では影響を取り除くことができない。従ってこういった山地帯では補正法の改善が求められる。付録に地形の影響とみられるエリア 5, 7, 13, 16, 20, 21 の鳥瞰図を添付する。

大気に関してはデータの欠乏から文献によるものとなった。さきの地形の影響にあてはまらず、同緯度、同時期などの共通点が NDVI の月別偏差画像から確認できた。SZA に関しては 60° 以上のデータに対して補正を行っていないことも原因となるが、大気と地表面で複雑に変動するなかで大きな特徴を見出すことは不可能であった。しかし、火山の影響によるエアロゾルなどが NDVI を減少させていることはプロファイル、画像から確認できた。さらに異常気象レポートによる月毎の変化と年別月別の NDVI 標準偏差画像を合わせた結果(付録に添付)、植生と非常に関係性があることが言え、異常気象の影響を取り除く手法を考案しなくてはならない。

このように多くの影響を与える要因が存在し、一概に決定はできないが、変動する要因の傾向をつかむことは可能であったと言える。この傾向を把握し、推測することは多くの植生に関する問題に取り組む際の重要な参考となりうる。

また今後の課題として大気(主にエアロゾル、風系、ブロッキング等)の数値データの取得と解析、地形に対する高

解像度衛星を用いた解析を行うことで、既存のグローバルな土地被覆図、植生図の精度を向上させることができると思われる。

参考文献

- 日本リモートセンシング研究会編、図解リモートセンシング、(社)日本測量会、1992
- Environmental Remote Sensing From Regional to Global Scales/Paul J.Courran and Giles M.Foody, The Use of Remote Sensing to Characterize the Regenerative the Regenerative States of Tropical Forests,pp44-83
- Environmental Remote Sensing From Regional to Global Scales/M.J.Barnsley, Environmental Monitoring Using Multiple-view-angle (MVA) Remotely-sensed Data, pp181-201
- 建石隆太郎、朴鍾杰、松岡真如、AVHRR NDVI 時系列データの高周波ノイズの除去のための TWO 法の提案、写真測量とリモートセンシング、vol38,no.5,1999
- 建石隆太郎、朴鍾杰、AVHRR NDVI における太陽天頂角の影響評価、日本写真測量学会平成11年度年度次講演会発表論文集、pp495-498
- 須永慎一、瀬間太一、日下迢、衛星データより推測される山岳地形の植生指数の補正、日本写真測量学会平成10年度秋季学術講演会発表論文集、pp117-120
- 気象庁編、異常気象レポート'84,89,94,99
- 林一六著、植生地理学、大明堂、1990.3
- シュミットヒューゼン[著]；宮脇昭訳、植生地理学、朝倉書店、1968
- 浅井富雄著、ローカル気象学、東京大学出版、1996
- 小倉義光、一般気象学、東京大学出版、1994

第4章 時系列 NOAA AVHRR データに影響を与える要因解析 (その2)

Land cover change of global scale from 1982 to 1993 was studied using NOAA Pathfinder AVHRR Land (PAL) data set. In order to reduce influence of clouds, the Temporal Window Operation (TWO) method was proposed for time series NDVI data. After the investigation of the relationship NDVI data and solar zenith angle (SZA), the result shows that NDVI data with SZA of larger than 60 degrees has more atmospheric effect. By analyzing average and standard deviation of temporal NDVI, areas with unstable NDVI were extracted. The unstable NDVI does not necessary mean land cover change. Further study is necessary to separate land cover changes and other causes in unstable NDVI.

1 INTRODUCTION

Global data sets of land cover have a significant requirement for global biogeochemical and climate models (IGBP, 1994). Remotely sensed satellite data is an increasingly attractive source for deriving these data sets due to the resulting internal consistency, reproducibility, and coverage in locations where ground knowledge is sparse (Townshend, 1992). Although global, continental, and regional land cover data sets have been derived from satellite data (Tucker et al., 1985), methods for deriving land cover from satellite data are still being in development. Many studies focused on using time series NDVI data and land surface "skin" bright temperature (TS) data of one year or more than one year to produce land cover map. But in some areas, NDVI and TS are easily changeable due to the characteristic of these regions. The major cause is cloud. Therefore, some methods, like Maximum Value Composite (MVC: Holben 1986), Maximum Value Interpolation (MVI: Taddei 1997), Temporal Window Operation (TWO: Park 1999), The Best Index Slope Extraction (BISE: Viovy 1992) have been used to reduce the influence of cloud. But, these methods cannot remove the influence of long term existing cloud. NDVI and TS also vary with the weather condition, which influences the change of vegetation. Tucker et al. (1991), 'Expansion and contraction of the Sahara desert', illustrated the uncertainty of this issue. Intuitively, it is not the boundaries of the Sahara as a geographical region. The fluctuation rather affects one of the many biophysical attributes defining a land-cover type, which responds to interannual variation in rainfall (Hellden 1991). On account of factors mentioned above, there is a great possibility of mis-classification of such areas.

The purpose of this study is to analyze the factors, which influence NDVI and TS greatly and to extract the areas where vegetation changes intensely with respect to weather conditions.

2 DATA

We used the NOAA/NASA Pathfinder AVHRR Land (PAL) data (James and Kalluri, 1994) for this study. The PAL data set includes daily and 10-day composites of 12 data layers at a spatial resolution 8 km. We extract 10-day composites of the following layers: NDVI, red reflectance (Channel 1: CH1), infrared reflectance (Channel 2: CH2), Channel 4 brightness temperature, Channel 5 brightness temperature and Solar Zenith Angle (SZA). Land surface "skin" brightness temperature (TS) was derived from the thermal channels of the AVHRR by using the split-window technique (Price, 1984):

$$TS = CH4 + 3.33 * (CH4 - CH5) - 273,$$

TS is related, through the surface energy balance equation, to surface moisture availability and evapotranspiration, as a function of latent heat flux (Carlson et al., 1990).

3 AVERAGE AND STANDARD DEVIATION DATA SET FOR 12 YEARS

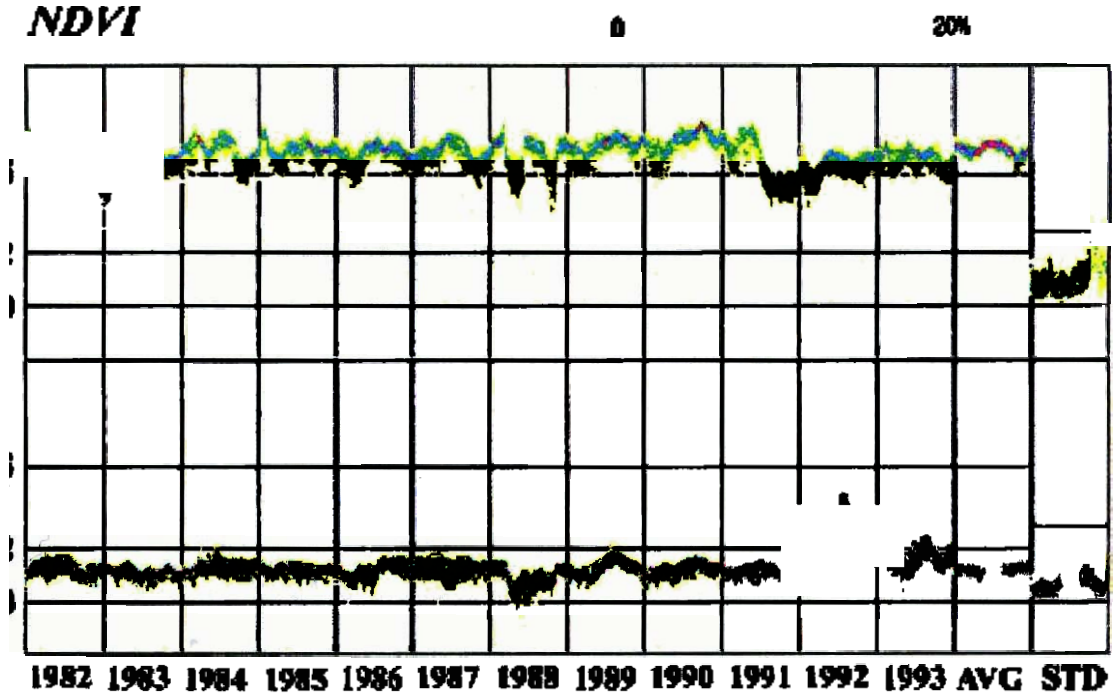


Figure 1. NDVI profile for twelve years

In order to extract vegetation change and land cover change using time series NDVI data set, a standard data set is necessary to compare with a posterior data set. Here, “a standard data set” means typical seasonal NDVI pattern which represent the pixel area. The influence by distortion factors such as volcanic ashes, abnormal weather and SZA to the standard data set needs to be minimized. Thus, instead of using total average of the data of 12 years, for each pixel, the data of the same period of each year were arranged from low to high order, then the five years' data, i.e. from the second to sixth year were selected to calculate the average and standard deviation. NDVI has a characteristic of decreasing tendency with respect to the influence of cloud, volcanic ashes and SZA. Figure 1 a) is the NDVI profile of 12 years in the Brazilian Tropical Rain Forest area (70 pixels). The NDVI value is high, with a little change of NDVI during a year. But the observed NDVI value was low comparing to the other years for the influence of Mexico and Indonesian volcano eruption in 1982 and Philippine volcano eruption in 1991. And also there is the case that the NDVI value becomes extremely high by influence of abnormal weather. Figure 1 b) shows the desert area of Australian southern part. It is found that NDVI value was high by the influence of a great quantity of rain from March to May in 1992 (abnormal weather report' 94). In this study, as the NDVI data will not be used when SZA is larger than 60. If the NDVI data cannot be acquired more than 3 times for 12 years, the average data will not be calculated. Thus, the average data from June to July do not exist in figure 1 b).

4 STANDARD DEVIATION DATA AND AREA CHARACTERISTIC ON NDVI

From the average data, for each pixel, the period of maximum NDVI was utilized, and the average of the standard deviation data was calculated using five months' data from the peak of the NDVI (Figure 2). As a result, in desert area, there is no change of NDVI and the value of average standard deviation is low. High standard deviation value occurs on the shoreline although it is only 1 pixel.



Figure 2. Standard deviation Image

The possible reasons include: 1) the cloud is easy to occur near shoreline area, 2) The ratio of the land and the sea changes in the pixel because the data is made from GAC (Global Area Coverage) with the of 4 km, 3) It is difficult to acquire the RMS error smaller than 1 pixel in geometric correction. Figure 3a) shows the average NDVI profile and standard deviation value of Amazon area for 12 years and five years, respectively, where NDVI is stable. The standard deviation value is small. But in Figure 3b) the change of NDVI is intense, and the standard deviation value is high. These areas mainly exist in the South American Cordillera de los Andes, Himalayas, Australian Great Dividing Range, Atlas Mountains of Morocco, Ethiopia plateau, Indian Deacon, Brazilian eastern part, Africa southern part, Black sea peripheral, and south Argentinean beach. All the above-mentioned areas can be divided into three categories: 1) Areas where appearance frequency of clouds is high according to the topography, 2) Areas influenced by climate, 3) Areas influenced by other causes. Areas 1, 2, 6, 8, 10, 11, 12 in Figure 2 show the area where the appearance frequency of cloud is high according the topography. The NDVI data used in this study is corrected by the TWO (Park 1999) method in order to remove influence by clouds. But the areas mentioned above are not suited to be processed by the TWO method. Because these areas have more than two-month cloud period, while the TWO method assumes less cloud period.

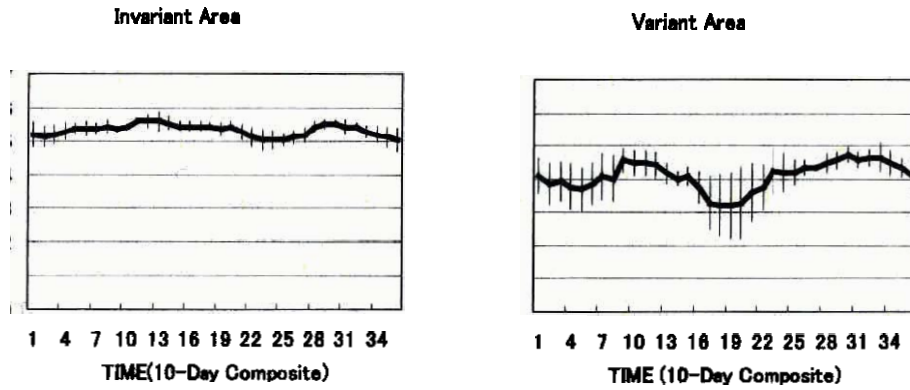


Figure 3. Average NDVI profile and standard deviation value of Amazon area

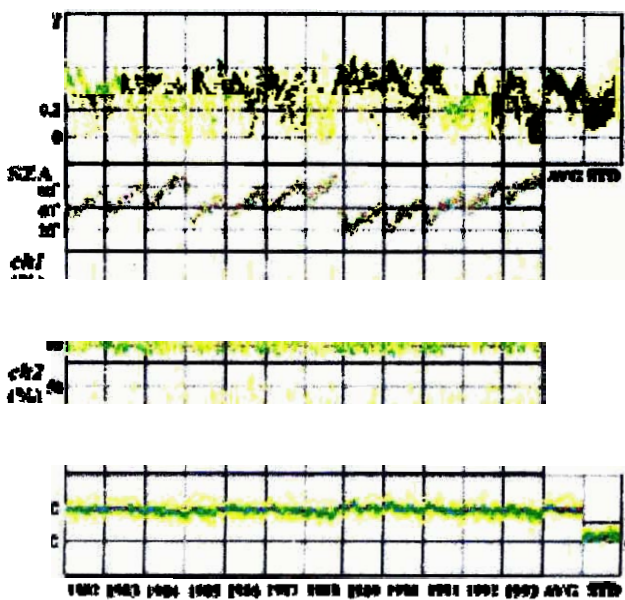


Figure 4a. Profiles of NDVI, SZA, CH1, CH2, TS

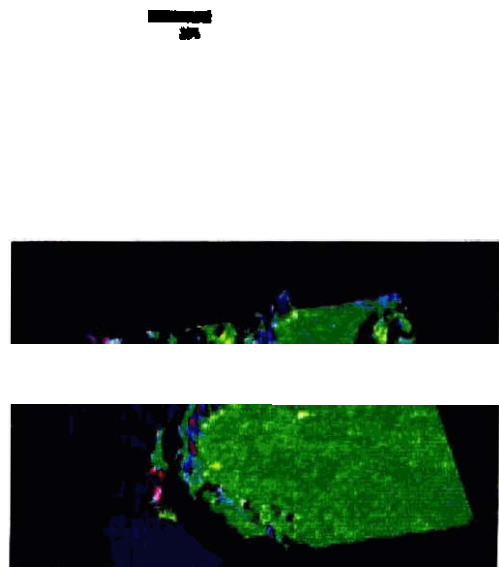


Figure 4b. Bird's-eye view of area 2

Figure 4a) is the profiles of time series NDVI, Channel 1(Ch1), Channel 2 (Ch2) of South American Cordillera de los Andes (Figure 2: area 2). Since the influence by clouds to Ch1 and Ch2 data were not corrected, the observed reflectance has a high value and NDVI is low. Figure 4b) shows the bird's-eye view of elevation data, NDVI and average standard deviation. NDVI varies easily in the area, which have the appropriate condition of the incline, elevation and plants, and near the sea. Also NDVI varies easily in the area where a big mountain existed in low circumference. Figure 2: area 4, 9) shows the area influenced by the climate. In India and Indochina peninsula, the standard deviation value from June to August is larger than other periods because of the influence of monsoon. The area 4 also has a high standard deviation value. The climatic change is high this area, and the vegetation is also different from the neighboring side. Other areas are represented by area 3, 5, 7). The south coast of Argentinean is a Ryas coast and has the shoreline characteristic. It is considered that aerosol is the main factor influencing the change of NDVI in area 3. But there is few reference data, and it is difficult to grasp its relation correctly only from NOAA/AVHRR data. In the area of the Black sea outskirts, the standard deviation from autumn to spring is larger than in summer. It is

thought that it is the influence by low frequency change of the atmosphere circulation. The change of each pixel was examined quantitatively for each year using the average and standard deviation data.

$$GAP_i = \sum_{T=P-8}^{T=P+6} |(AVG_T - NDVI_{T+i}) / STD_T|$$

$$TOT_i = \sum_{T=P-8}^{T=P+6} (AVG_T - NDVI_{T+i})$$

Where

i: gap of the peak time (i= -2, -1, 0, 1, 2) unit: 10-day

GAP: Total value of season gap, AVG: Average NDVI value, STD: Standard deviation value of NDVI

TOT: Total change quantity, P: Peak time of AVG NDVI profile

For each pixel, matching was performed between the year profile and average profile. Here, as shown formula 1), the difference of the year data and average data is divided by the standard deviation value, then the absolute value of the results are summed and can be represented as the total value of seasonal gap (GAP). And the sum of the difference between the year and average data is expressed as Total change quantity (TOT). So the matching result represents the TOT value when the GAP value is the smallest. Figure 5a) shows TOT image of the areas abnormal weather distribution area shown in the synthesis change quantity image for 1983 years and abnormal weather report 1989 of Table 1). As a result we conclude that distribution of abnormal weather agrees with NDVI change well regionally.

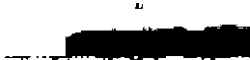
5 CONCLUSIONS

This study was to analyze the factors which influence NDVI and TS largely, and to extract the areas where vegetation changes intensely with respect to weather conditions. By analyzing average and standard deviation of time series NDVI, areas where NDVI area not stable were extracted. Part of the cause of unstable NDVI were found to be abnormal weathers. Further study to discriminate land cover change from other causes including abnormal weather is necessary for global land cover change detection by global time series satellite data.

Table 1. Abnormal weather in 1983

| | | |
|---------------|--|---|
| Asia | Southeast China South China Philippines, Indochina peninsula | heavy rain (1-4) heavy rain (5-7) drought (1-7) |
| Europe | France Northern Europe | Intense heat / a gentle rain heavy rain (3-5) |
| Africa | Southern Africa Ethiopia, Sudan | drought drought |
| South America | Argentina, Paraguay, Brazil | heavy rain(1-6) |
| North America | Eastern America Central and southern America | gentle rain heavy rain |
| Oceania | Eastern Oceania | drought |

1987



REFERENCES

- Carlson, T. N., Perry, E. M., and Schmugge, T. J. 1990, Remote sensing of soil moisture availability and fraction vegetation cover for agriculture fields. *Agric. For. Meteorol.* Vol.52. pp. 45-69.
- Cihlar, J. and Howarth, J. 1994, Detection and Removal of Cloud Contamination from AVHRR Images, *IEEE Trans. Geosci. and remote sensing*, Vol. 32, pp 583 – 589.
- Hellden, U., 1991, Desertification – Time for an Assessment? *AMBIO*. Vol. 20, pp. 372-383.
- James, M. E., and Kalluri, S. N. V. 1994, The Pathfinder AVHRR land data set: an improved coarse resolution data set for terrestrial monitoring, *Int. J. Remote Sens.* Vol. 15. pp. 3347-3364.
- Holben, H. 1986, Characteristics of maximum-value composite images from temporal AVHRR data, *Int. J. Remote Sens.* Vol. 7, pp 1417 – 1434
- Park, J. G. Tateishi, R. and Masuoka, M., 1999, A proposal of the Temporal Window Operation (TWO) method to remove high-frequency noises in AVHRR NDVI time series data. *Journal of the Japan Society Photogrammetry and Remote Sensing*, VOL 38, pp. 36-47.
- Price, J. C. 1984, Land surface temperature measurements from the split-window channels of the NOAA 7 advanced very high resolution radiometer. *J. Geophys. Res.* Vol.85. pp. 7231-7237.
- Taddei, R. 1997, Maximum Value Interpolated (MVI): a Maximum Value Composite method improvement in vegetation index profiles analysis, *Int. J. Remote Sens.* Vol. 18, pp 2365 – 2370.
- Tucker, C. J., Dregne, H. E., and Newcomb, W. W., 1991, Expansion and Contraction of the Sahara Desert from 1980 to 1990. *Science*, Vol. 253. pp. 299-301.

Viovy, N., Arino, O., Belward, A. S., 1992, The Best Index Slope Extraction (BISE): A method for reducing noise in NDVI time-series, *Int. J. Remote Sens*, Vol. 13, pp. 1585-1590.

Abnormal weather report'84, 1984, The Meteorological Agency (in Japanese).

Abnormal weather report'89, 1989, The Meteorological Agency (in Japanese).

Abnormal weather report'94, 1994, The Meteorological Agency (in Japanese).

Abnormal weather report'99, 1999, The Meteorological Agency (in Japanese).

Asai, T. 1994, Local meteorology, Tokyo university (in Japanese).

Hayasi, I. 1990, Vegetation geography, Taimeosyo (in Japanese).

第1節 離散フーリエ級数展開法を用いた NDVI プロファイル補正に関する研究

グローバルな植生モニタリングに利用される NOAA/AVHRR の NDVI は雲の影響を最小限にするために MVC, BISE, TWO など様々な方法が提案されてきた。しかし、いずれの方法にも、データ量の減少、プロファイルの変形などの欠点が生じ、自然の状態に近い正確なプロファイルの構成という点では満足の行くものではなかった。そこで、本研究では NDVI プロファイルが 1 年を周期とする波という点に着目し、離散フーリエ級数展開を応用した方法により、自然に近いプロファイルの再構成という観点からの雲の影響のより少ないデータ処理法の開発を試みた。

1. はじめに

現在、地球規模の広域環境モニタリングには衛星データが主として用いられている。特に NOAA/AVHRR センサにより得られる NDVI 時系列データは蓄積されたデータ量も多く、データの入手も容易であることから広域植生観測および植生変動の分析などに広く用いられている。しかし、AVHRR は光学センサであることから、雲の影響がデータに大きく影響を与える。そのため以前から、雲の影響を減少させるためのさまざまな方法が提案されてきた。MVC 法もその一つであるが、長期間の雲の影響を取り除くという観点からは不十分な方法であり、長期間をコンポジット単位とすると時系列データの大幅な欠損という副作用が生じ、時系列的な解析が困難となる。また、P.J. Sellers らは第 3 高調波までを用いた補正方法 (FA-SIR 法) を提案している²⁾が、1) 固定された高調波で地球上の様々な植生プロファイルに対し正確な補正を行えるか 2) NDVI が 0 以下のものを除去しているが、それだけではノイズが多くフーリエ展開には不向き 3) 多くのデータの欠損があった場合、フーリエ展開のみでは困難ではないか等、疑問となる部分もある。

そこで本研究では、1) 自然の本来持っている NDVI 変動は時間に対し滑らかに推移する 2) 雲・ノイズなどの局所的な変動は高周波成分の割合が多い 3) ノイズは NDVI を低下させる方向に働く—という考えに基づき、NDVI 時系列データを離散フーリエ級数に展開し、高調波の一部を省き、残りのフーリエ係数のみで NDVI プロファイルを再構成する方法を試み、プロファイルの形態と再構成に必要な高調波の関係を調査した。

2. 離散フーリエ級数展開によるプロファイル再構成の理論・方法

2-1. 手順の概略

本研究での手順の概略は以下の通りである。

1. 図 1 のような時系列データに対し、離散フーリエ級数展開を行う。
2. 高調波成分のフーリエ係数をカットして再構成を行う。
3. 再構成した波形を元のプロファイルと比較し検討する。

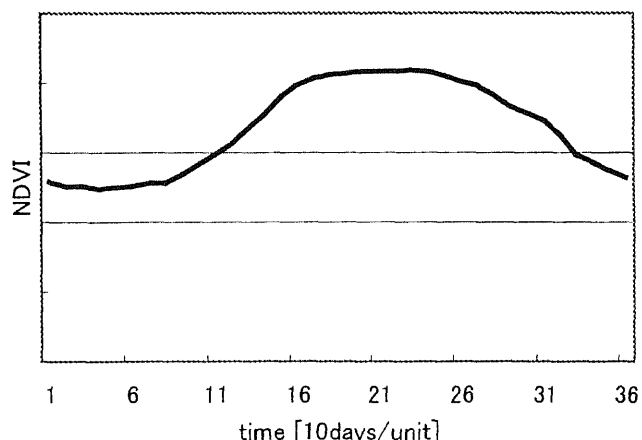


図 1 NDVI プロファイルの一例

2-2. 離散フーリエ級数

ここで利用するフーリエ級数展開は以下の式で表せる。⁴⁾

$$y = \frac{1}{2} A_0 + \sum_{n=1}^m (A_n \cos n\omega t + B_n \sin n\omega t) \quad \dots (1)$$

ここで、 $\omega = 2\pi / N$ 、 N は時系列データ数、 y は NDVI データの値、 t は時期。

上記の式を時系列データの各点に対して当てはめると、データ数 $N=5$ では次のような連立方程式となる。

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_4 \\ y_5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.5 & \cos \frac{2\pi}{N} t_1 & \sin \frac{2\pi}{N} t_1 & \cos \frac{4\pi}{N} t_1 & \sin \frac{4\pi}{N} t_1 \\ 0.5 & \cos \frac{2\pi}{N} t_2 & \sin \frac{2\pi}{N} t_2 & \cos \frac{4\pi}{N} t_2 & \sin \frac{4\pi}{N} t_2 \\ 0.5 & \cos \frac{2\pi}{N} t_3 & \sin \frac{2\pi}{N} t_3 & \cos \frac{4\pi}{N} t_3 & \sin \frac{4\pi}{N} t_3 \\ 0.5 & \cos \frac{2\pi}{N} t_4 & \sin \frac{2\pi}{N} t_4 & \cos \frac{4\pi}{N} t_4 & \sin \frac{4\pi}{N} t_4 \\ 0.5 & \cos \frac{2\pi}{N} t_5 & \sin \frac{2\pi}{N} t_5 & \cos \frac{4\pi}{N} t_5 & \sin \frac{4\pi}{N} t_5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A_0 \\ A_1 \\ B_1 \\ A_2 \\ B_2 \end{bmatrix} \dots \quad (2)$$

この連立方程式を解くことによりフーリエ係数 A_0, A_n, B_n が求められる。そして、これらの係数及び t から NDVI 値 y' を求め、原データ y と比較を行う。

2-3. 適用時に考えられる問題点と対応策

この方法を実際に適用するにあたり、以下のような考慮が必要となる。

- 1) 高調波をカットするため、高周波成分の多いプロファイル両端の精度が低下する
- 2) 必要な高調波の決定法

対策として、

1)に関しては、両端のデータを数単位外挿する方法及び時系列データ 1 年分を 1 周期として 3 周期分並べ、全体に対して離散フーリエ展開し、中央の 1 周期分を採用する方法があり、本研究では精度の面から後者を採用した。

2)では、異なる高調波を用いた結果をグラフに表し、原データと目視により比較する方法及びパワースペクトルを計算し、高調波の寄与の程度を調査する方法とがあり、ここではプロファイルの形態を重視する観点から主として前者を採用している。

3. 離散フーリエ級数展開法によるプロファイル補正

離散フーリエ級数展開法を用いてデータの復元を行う際、低周波係数のみを用いるため時系列データの両端に対して補正の精度が低下する。そこで本研究では前述のように補正を行う年の前後の年間データを同時に用いて 3 年を 3 周期とし補正を行った(図 2a)。10 日間のコンポジットである NDVI データは 1 年間 36 回の観測データが得られる。10 日間のコンポジットを行った NDVI データでも雲や走査角などの影響によって値が減少するデータが多く存在するため、そのままの離散フーリエ級数展開法を用いて補正することは困難である(図 2b)。そこで、NDVI の特徴を一定期間単調増加または減少するとの仮定を用いて雲の影響を受けたデータを取り除いて離散フーリエ級数展開法を用いた。しかし、時期や場所によっては雲の影響によって長期間データを得られないことがあり、場合によっては離散フーリエ級数展開法による補正が正確に行われぬ。そこで、雲の影響を取り除く方法の 1 つである TWO 法 (Temporal Window Operation) を用いて月別等間隔データ(毎月の中間のデータ 12 点)を用いることにした(図 2c)。TWO 補正でも長期間の雲による補正はできないため図 2d)のように、NDVI プロファイル特徴を用いて雲の影響を受けたデータを取り除き離散フーリエ級数展開法による補正を行った。

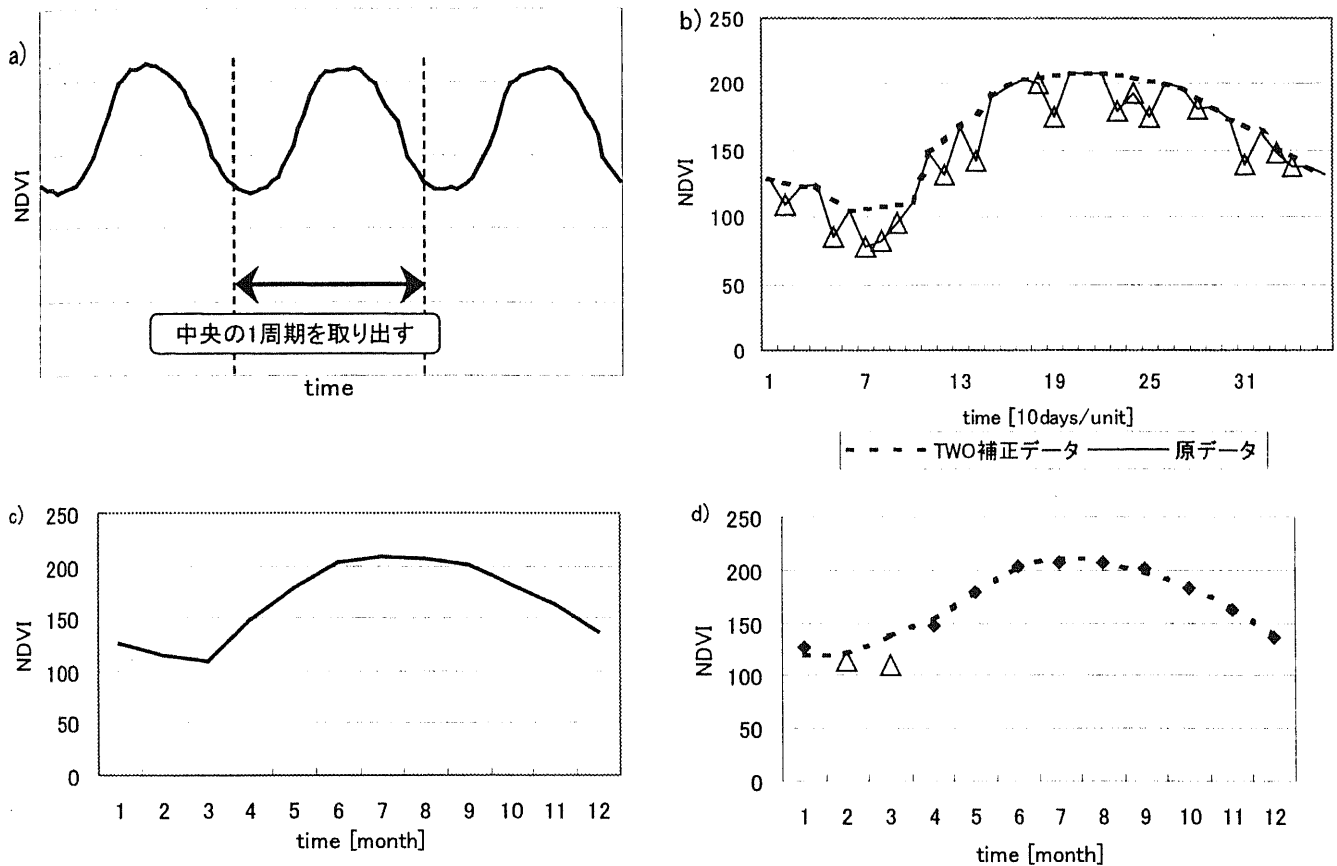


図2 離散フーリエ級数展開法による NDVI プロファイル補正の流れ

- a) 前後3年分のデータを用いての補正
 - b) 原 NDVI プロファイルと TWO 補正済みプロファイル
 - c) 補正済みデータからの月別データ
 - d) 離散フーリエ級数展開法を用いたデータの復元
- (図 2b,2d の△は雲の影響を受けたと考えられ、除去したデータ)

図3はプロファイル補正のために用いた4種類の NDVI プロファイルである。植生プロファイルを a) Deciduous Forest area, b) Desert area, c) Tropical Forest area, d) Two-crop area に分け、それぞれのプロファイルを離散フーリエ級数展開法による特徴を調べた。各プロファイルは年間 NDVI のピークの数異なるためにそれぞれの周波数別振幅の特徴が異なる³⁾(図3b)。Desert area や Tropical Forest area は主に低周波成分(第2調波以下)が大きく、Deciduous Forest area は第3調波まで、Two-crop area は第5調波までの成分が大きい。

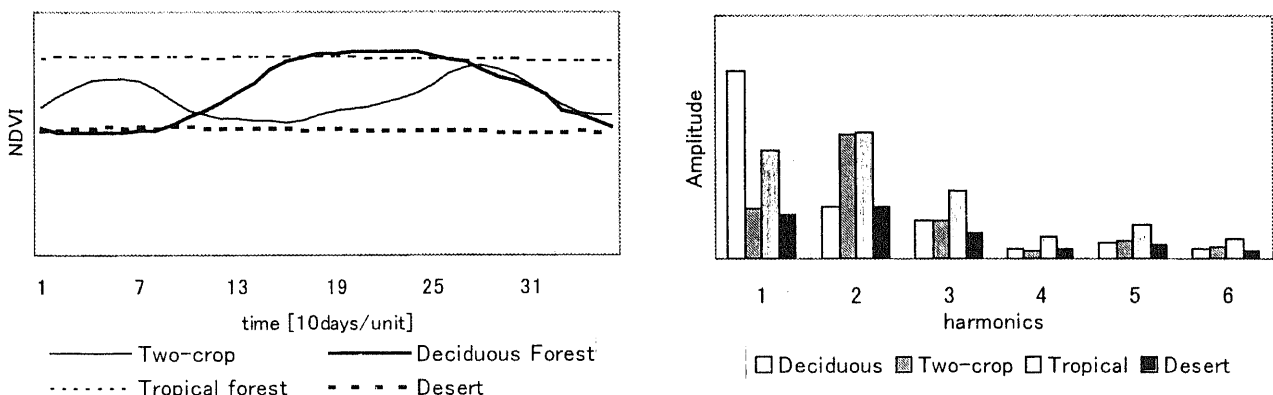


図3 a) 植生別 NDVI プロファイル

b) 各プロファイルの周波数別振幅

12個の NDVI プロファイルを復元するためには12個の周波数成分が必要であるが、高周波ノイズ成分を効率よく取り

除くためには各プロファイルの特徴を生かして最低限の周波数のみを用いる必要がある。また、用いる周波数の数が少ないとデータの復元が困難になる。例えば Two-crop area のプロファイルを Deciduous Forest area 同様第 3 調波を用いて復元を行うと NDVI プロファイルが大きく異なることがある。図 4 は Deciduous Forest area と Two-crop area に対してノイズに対する補正結果を表してある。

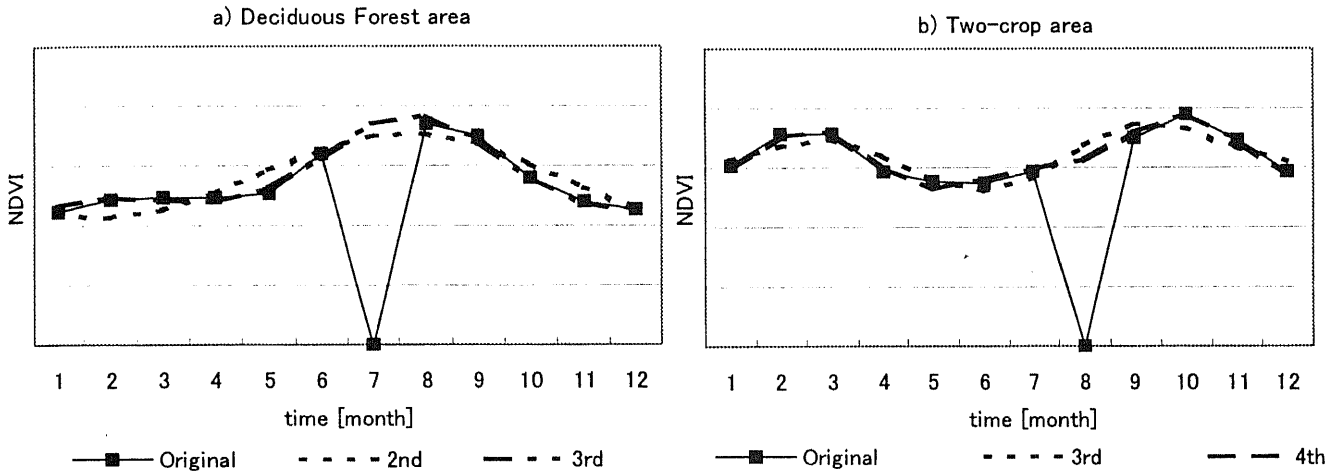


図 4 異なる周波数を用いてデータの復元を行った結果

- a) Deciduous Forest area のプロファイルは第 3 調波までの係数を用いて復元を行うことが望ましい。
- b) Two-crop area のプロファイルは第 4 調波までの係数を用いて復元を行うことが望ましい。

4. まとめ・今後の課題

雲の影響を取り除くために離散フーリエ級数展開法を用いた NDVI プロファイル補正を試みた。その結果、2ヶ月程度にわたる雲の影響の大部分は TWO 法との併用で取り除ける事、プロファイルの特徴によって異なる周波数域までの係数を用いてデータの復元を行う必要があることが判明した。よって、今後の課題としては実際の衛星データを用いて補正を行う際、予めその場所に対する特徴を調べる必要があると考えられる。

参考文献

- 1) 朴鍾杰、建石隆太郎、松岡真如、1999、AVHRR NDVI 時系列データの高周波ノイズの除去のための TWO 法の提案、写真測量とリモートセンシング、Vol.38, No.5
- 2) P.J. Sellers, C.J. Tucker, G.J. Collatz, S.O. Los, C.O. Justice, D.A Dazlich, and D.A. Randall, 1994, A global 1° by 1° NDVI data set for climate studies. Part 2: The generation of global fields of terrestrial biophysical parameters from the NDVI. International Journal of Remote Sensing, 1994, Vol. 15, 3519-3545
- 3) Lutovic Andres, William A. Salas, and David Skole, 1994, Fourier analysis of multi-temporal AVHRR data applied to a land cover classification. International Journal of Remote Sensing, 1994, Vol.15, 1115-1121
- 4) 石村貞夫著 グラフ統計のはなし 東京図書株式会社 1995

第5章 第2節 AVHRR NDVIにおける太陽天頂角の影響評価

NOAA/NASA Pathfinder AVHRR Land Data Set(PAL data set) is the dataset for more than 13 years that has been widely applied for vegetation monitoring. But the problem when using 13 years time series Normalized Deference Vegetation Index (NDVI) data, time-independent noise such as cloud and time-dependent effect by Solar Zenith Angle (SZA). Many researches have been carried out on removing the influence of clouds, but few studies were conducted on the estimation and correction the influence of SZA.

This study deals with SZA influence of NDVI using the 13 years NOAA 8km AVHRR NDVI data and SZA data.

1. はじめに

解像度が 8km である NOAA/NASA Pathfinder AVHRR Land Data Set (PAL データ)が 1994 年に発表された。PAL データは全球規模の衛星データとしてまた 1981 年から 1994 年までの時系列データとして広域植生モニタリングに広く活用されている。しかし、植生モニタリングによく用いられる NDVI データは AVHRR のチャンネル 1 とチャンネル 2 を用いて作成されるためにチャンネルデータに含まれているノイズ成分(雲、ヘイズ、大気、太陽天頂角など)の影響がそのまま残っている。この影響を減らすために 10 日間隔で MVC (Maximum Value Composite) を行っている。しかし 10-day MVC でも雲や太陽天頂角(SZA)の影響が現れるために Monthly MVC を行うことが多い。13 年間の時系列 NDVI データを用いて植生モニタリングを行うときの問題点としては、雲のような時間に独立したノイズと SZA のような時間とともに長期間にわたるノイズなど大きく 2 つに分けられる。その影響のため時系列植生モニタリングを行うことは容易ではない。時系列 NDVI データから雲の影響をなくす方法としては MVC, Maximum Value Interpolation(MVI), The Best Index Slope Extraction (BISE), Temporal Window Operation (TWO) などが提案されている。しかし、SZA の影響を取り除くための研究としては GVI (Global Vegetation Index) データを対象とした Singh(1989 年)¹⁾と松本ら(1991 年)²⁾の研究があげられる。Singh は単純な大気、モデル

地表面を用いた NDVI の SZA 依存性について、また松本らは大気中の多重散乱、大気-地表面間の多重反射が考慮された放射伝達計算ルーチン LOTRAN7 を用いて 4 種類の植生被服率に対応した地表面モデルに対するシミュレーションを行い、その補正の方法について述べている。しかし、PAL データと GVI とはチャンネルごとの大気補正係数の違いにより直接適用できないのである。また、Singh と松本らの研究によれば GVI データは、NDVI の値によって少し異なるが SZA の値が $0^{\circ} \sim 30^{\circ}$ まではほぼ一定であると述べている。しかし、グローバルデータの大部分は SZA が 30° 以上で $0^{\circ} \sim 30^{\circ}$ までのデータのみを用いて全世界植生モニタリングを行うことは不可能に近い。

そこで、本研究では 13 年間の PAL データにおいて SZA に対する NDVI の依存性について調べた。また、長期間のグローバル植生モニタリングを行う際に良く用いられる NDVI に影響を与えない SZA の範囲を求めた。また緯度別に植生モニタリングに適した時期を求めた。

2. データ

研究に用いたデータは NOAA/NASA Pathfinder AVHRR Land Data Set の 10-day Composite NDVI データと SZA データである。可視域と近赤外域チャンネルは Rao の研究によって GVI データとは異なる新しい係数を使って放射量補正を行っている。また可視チャンネルと近赤外チャンネルの大気補正

はレイリー散乱とオゾン吸収に対しては行っている。しかし、エアロゾルや水蒸気に対する補正は行っていない。

3. サンプリング領域選択

NDVI の SZA 依存性を調べるためには SZA の影響以外に NDVI に影響を与える雲やヘイズなどによる影響を最小限にする必要がある。そのため、本研究においては1つの Pixel 単位ではなくある一定の領域を決め、その領域の代表値を用いることでデータの信頼性を高めることとした。また、SZA は植生別・緯度別でその依存性が異なるという仮定で、様々な植生に対するデータを抽出した。さまざまな植生領域に対してより均質なデータを選ぶために植生図を基本に 105ヶ所約 35000Pixel をデータに用いた。1つの領域の広さは約 $1.5^{\circ} \times 1.5^{\circ}$ (約 300 Pixel) であり、植生図で1つの植生タイプに分類された地域である。ここでの植生図とは 1990 年 NOAA 8km NDVI データを用いて植生分類を行ったものである³⁾。

4. NDVI と SZA のデータ抽出

NDVI データは雲の影響を減らすために TWO 方法による補正済み NDVI データを用いた。TWO 方法はコンポジット方法とは異なって植生のプロファイルの時系列的に補正する方法であるためにデータの量を減らす必要はない。また、MVC より雲の除去も効率的に行うことができる。そのため、より多くのデータを精度よく抽出することができる。各領域に対して 1982 年から 1993 年までの 12 年間の NDVI と SZA を抽出し、その領域の代表値として最頻値を用いた。本研究では 1 年で 6 時期のデータを抽出した。まず、NDVI が最高のときと最低のとき、太陽高度が最高のとき (Minimum SZA : MinSZA)、太陽高度が最低のとき (Maximum SZA : MaxSZA)、両時点の中間の時期 (Middle1 SZA : Mid1SZA、Middle2 SZA : Mid2SZA) を選んだ。図 1 は落葉林地域の NDVI と SZA の変化を最頻値のみを表した。各衛星に対して SZA の移動平均データは

時間とともに単調増加している。NOAA7での NDVI の年間移動平均はゆっくりであるが減少傾向が NOAA11 でもその現象がみられる。このような現象は時間のながれとともに NDVI プロファイルのある部分が前より低く観測されたことを意味する。移動平均のみの評価では正確に NDVI と SZA の関連性を評価できない。

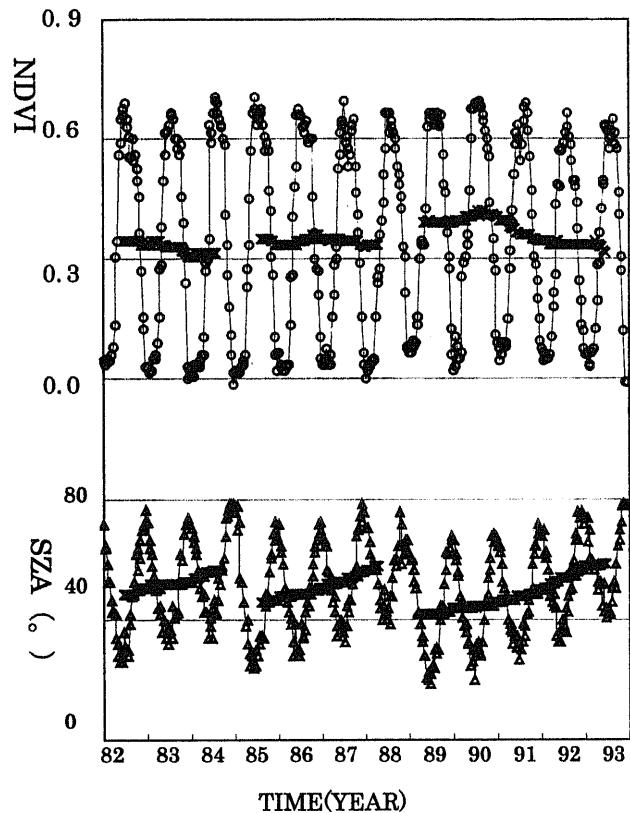


図 1) 12年間の NDVI と SZA の変化
 ○ NDVI データ △ SZA データ
 × NDVI の年間移動平均 * SZA の年間移動平均

5. SZA 変化による NDVI の影響

Singh と松本らの研究によると SZA が 30° 以上の時点から SZA が増加するにつれて NDVI の値は急速に低くなる。また、この傾向は NDVI が高ければ高いほどその差は大きい。しかし、PAL データに両研究の結果を適用する際の問題点としては次のことがいえる。1. シミュレーションによる研究である : NDVI と SZA に対するシミュレーション結果で実際 GVI データを用いた検定は行っていない。2. GVI データと PAL データとはチャンネルデータの補正係数が異なる : 可視域・近赤外チャンネルの放射量補正を行う際に大気や SZA に対する補正も一緒に行

われる可能性がある。ということから PAL データでの SZA による NDVI の依存性は Singh と松本らの研究とは異なる傾向があることがいえる。

図 2 は緯度別・植生別の SZA に対する NDVI の依存性を表している。時期的には NDVI が最大ときである。大部分の地域では SZA の変化による NDVI の減少はみられないが、図 2 の矢印 1 で示しているグラフは減少現象が見られる。その原因として考えられるのは SZA の影響より季節のずれや地理的条件によって SZA が高いとき NDVI が低く測定されたためと思われる。その理由は矢印で示しているグラフの上下のグラフを見ると急に低くなるような現象はみられない。Singh と松本らの研究結果での SZA に対する NDVI の依存性グラフパターンから考えると上下のグラフが平らで真中のグラフのみ減少するようなことはありえない。そのため、このような NDVI の減少は SZA の影響より季節のずれによる NDVI が低く観測されたが地理的な特徴により少ない SZA に変化でも NDVI に大きく影響およぼすと思われるところである。

SZA の時期を基準に求められたデータ Mid1SZA, MaxSZA, Mid2SZA は季節のずれによる NDVI の変化が大きいため必ずしも NDVI の減少や増加が SZA による影響であるとはいえない。そのため、すべての SZA に対する NDVI の影響評価は難しい。そこで、

比較的に季節のずれの安定している最大 NDVI 時期を選ぶことにした。その結果、図 5 に示したようにがわかった。また SZA の大部分が 60° 以内であることもわかった。

6. SZA 変化による NDVI の補正の問題点

図 3 は図 2 のグラフに NDVI が一番低い時期と MaxSZA のデータを加えたグラフである。このグラフの大きい丸がついている部分がこの時期のデータである。この丸のなかのグラフは複雑で植生別規則性や緯度別規則性は存在しないことがわかる。点線は SZA が 60° から 78° に変化することにより NDVI の DN は 195 から 143 まで大幅な変化を表している。このような変化は地理的な特徴が大きいと影響したと思われる。NDVI の大きい変化が出た地域はネパールの地域である。太陽高度が低い冬の山間地域では山の影によって NDVI が低く観測される可能性が高い。また、地表面も山頂を中心に傾斜を持つため、小さい SZA の変化でも地表面からの反射強度は極端に低くなるといえる。

また、NDVI の値と地域の特徴によって SZA に対する NDVI の依存性が異なるために SZA の変化のみで NDVI の補正を行うのは困難である。例えば、図 3 の点 1 は SZA が 76° のとき NDVI の DN が 142

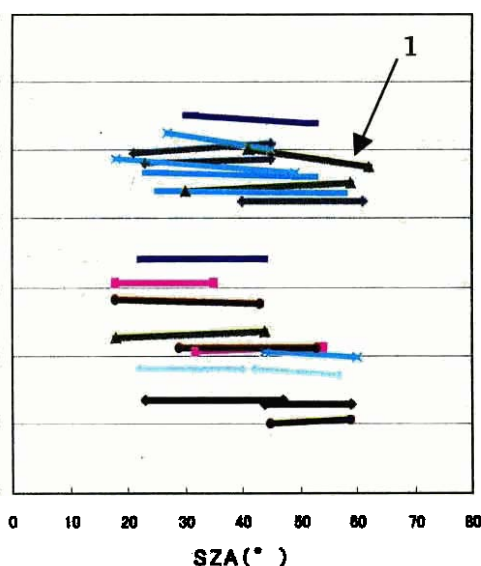


図2 SZAに対するNDVIの依存性
(最大NDVI時期)

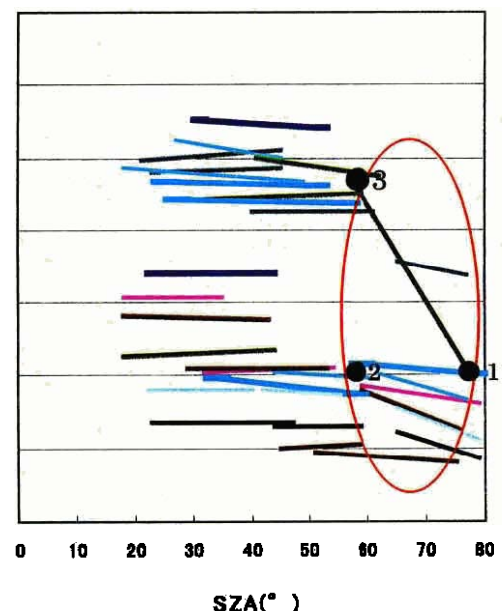


図3 SZAに対するNDVIの依存性
(最大NDVI時期+最小NDVI時期)

である。点1を SZA が 60° のときの状態で補正を行うとすると、点1が点2へ補正が行われるか点3へ補正が行われるかは SZA のみを用いて判断するのは困難である。

このような要因のため NDVI と SZA のみでグローバルデータを補正するのは困難である。そこで、グローバルデータを用いて植生モニタリングを行う際には SZA に対する NDVI が比較的安定している時期、すなわち SZA が 60° 以内の時を選ぶ必要がある。

7. グローバルデータにおいて SZA が 60° 以内の時期

PAL データの記録では、NOAA-7 から NOAA-9 への交代は 1985 年 1 月、NOAA-9 から NOAA-11 への交代は 1988 年 10 月に行われている。そのため、時系列的に SZA データを表すと衛星交代前後の時期に大きな SZA の差が存在する。大きな SZA の差のために、その差は地域によって異なるが、NDVI にも段差が存在する。砂漠地域では NOAA-9 から NOAA-11 への交代の際 NDVI が約 0.04 高くなった。砂漠地域は 1 年中 NDVI が低くまたほかの植生による影響や植生成長にともなう NDVI の変化がないた

め SZA の影響を容易に確認できる。しかし、1 年中高い NDVI 値を持つ熱帯林では砂漠で同じような NDVI の変化が生じてもその原因が SZA によるものであるとは判断できない。

その理由は季節変化に対して植生は常に変化しているため小さい NDVI の変化は原因は断定できない。また、赤道付近は SZA の変化が年中 60° 以内であるため NDVI には大きく影響していない。

図 4 は緯度ごとに SZA が 60° 以内の時期を表している。極地方に行くほど時期が短くなるがよくわかる。北緯 75 度付近ではわずか 3 ヶ月、赤道付近では 1 年中データを用いることができる。

8. 結論

本論では 12 年間 PAL データでの SZA の変化による NDVI への影響評価についての研究を行った。データの信頼性を高めるために一つのポイントではなく植生が均質な領域の最頻値を代表値として用いた。まず、NOAA-7, 9 と 11 など衛星交代による NDVI への影響は緯度別・植生別に対する変化は見当たらなかった。本研究で一番大事なことは地上の状態が同じのとき SZA の影響を調べることである。しかし、地上の状態は季節のよって常に変化しており 12 年間に通じて地上の状態が一定と見なせるときは最大 NDVI と最小 NDVI の時期であると仮定し NDVI と SZA の関係を調べた。また多様な SZA に対する NDVI の影響を調べるために Mid1SZA, MinSZA, Mid2SZA, MaxSZA の時期を選んで NDVI と SZA の関係を調べた。その結果、SZA が 60° 以内では SZA に対する NDVI の変化が少ないことがわかった。また、MaxSZA のときや NDVI が最低のときは SZA の変化による NDVI の減少が多く見られた。NDVI の減少の原因としては SZA の影響以外に地域的な特徴（地形の傾斜）も大きく関連すると思われる。そのため、SZA のみを用いて NDVI を補正することは困難であることがわかった。また、PAL データを用いて時系列植生モニタリングを行うときは SZA が 60° 以内のデータのみを用いる必要があることもわかった。

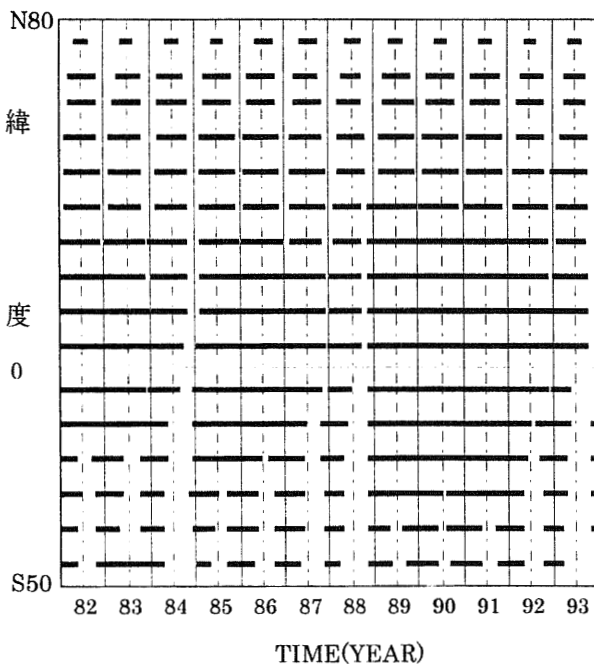


図 4 緯度別に 12 年間に於いて SZA が 60° 以内の時期

参考文献

- 1) Singh, S. M., 1989. "Lowest-order correction to GVI data for solar zenith angle effect," *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 10, 819-825.
- 2) 松本、小田島、梶原、建石、1991、"NOAA GVIデータの太陽天頂角依存性の検討及びその補正" 写真測量とリモートセンシング、Vol. 30, No.3, 34-41
- 3) 建石隆太郎、恩成剛、1997, "グローバル4分グリッド土地被覆データセットの作成"、写真測量とリモートセンシング、Vol. 36, No. 4, 62-72.

第6章 土地被覆分類

第1節 多時期リモートセンシング画像による農地のマッピング

A new method is proposed for agricultural area mapping using multitemporal satellite Landsat TM images. This statistical method is designed for the discrimination of agricultural area and non-agricultural area and crop identification, based on the fusion of multitemporal multispectral data. In the proposed algorithm, an important role is played by the transition probabilities, which take into account the temporal dependence of images. The transition probabilities are estimated directly from the pattern of Landsat TM NDVI. The feasibility of the new method is verified by experimental results.

和文概要：多時期ランドサット TM 画像を用いた農業地域のマッピングにおいて、新しい方法を提案した。多時期マルチスペクトルデータのフュージョンに基づいた統計的手法を用いることにより農地、非農地の区別や農作物の判別を行う方法である。本研究のアルゴリズムにおいて、データの時間的依存性を考慮に入れた推移確率が重要な役割を果たしている。推移確率は、ランドサット TM データにおける NDVI の変化パターンから求められる。本研究における手法は、実験的にその有効性が実証された。

1. INTRODUCTION

In many countries, agriculture forms the basis of economy and provides the stable food of the people. It is essential to make fully and reasonably use of the land resources and environmental capacity. The effective management decisions may be correctly made only on real-time information about land resources status and its development. Ability to provide up-to-date agricultural information shows increasing importance and urgency. Thus, for socio-economic and global environmental aspects, an effective agricultural area mapping and monitoring program are necessary at local, national and international scale. Accurate crop maps are also required for a variety of applications ranging from general inventory requirements to ecological studies.

Remote sensing has shown great potential in agricultural mapping due to its advantages over traditional procedures in terms of cost effectiveness and timeliness in the availability of information over larger areas. The most commonly used image data have been Landsat Thematic Mapper (TM) digital data, which, due to their spectral and spatial characteristics, allow the characteristics of the territory to be analyzed with enough accuracy and may be used for effective management of natural resources¹⁾. The single date image may not provide enough information for reliable classification, usually temporal variations of spectrum in the images that caused by the changes of vegetation cover and soil moisture are used to enhance the separability of terrain categories and provide increased interpretation capabilities. Thus multitemporal images have been used to satisfy the purpose of developing an accurate agricultural mapping.

Because of the spectrum similarity of agricultural crops, it is still difficult to achieve reliable interpretation result using conventional classification methods, which usually ignore the time interval between the acquisition of images. This problem may be overcome by using crop seasonal differences. The combination of temporal sequences of images with ancillary knowledge on phenology can be effective method for agricultural mapping. A few studies have been concerned in incorporating temporal dependence of images acquired at different time²⁾³⁾⁴⁾, but the unavoidable problem is that how to decide the transition probability, which represents the degree of consistence between images. Usually the transition probabilities have been roughly estimated by experience, i.e. from historical observations, from ground sampling, from observation of areas having similar ground cover and utilization. There should be theoretical and reasonable basis on transition probabilities estimation.

It is well known that vegetation index has a special characteristic due to its distinct annual and seasonal changes, it is also a sensitive indicator on the study of global and regional environment change caused by climate or human activities⁵⁾⁶⁾⁷⁾. Normalized difference vegetation index (NDVI) is undoubtedly the most widely used vegetation index for global and regional land cover change study, thus it is reasonable to use NDVI for the detection and quantitative assessment of land cover/land use change. Transition probabilities represent the change relationship of land cover between images in a time-varying environment. Thus, we can suppose that there should be some relations between the change pattern of NDVI and the transition probabilities, we try to establish the relationship theoretically between the change pattern of NDVI and the transition probabilities, and consequently achieve an accurate agricultural mapping.

Many studies have been concentrated in agricultural area mapping using multitemporal data, but how to use temporal dependence of images is still a new challenge, here we included the concepts of time and phenology changes based on temporal data fusion model to develop a new method of agricultural mapping using multitemporal Landsat TM images.

2. METHOD

2.1 Temporal data fusion on a Bayesian formulation

In this section, we will discuss the problem based on a Bayesian formulation. When multitemporal data are used to the classification, the time interval between the acquisition of the data from different sensors has normally been ignored in the sense that it is usually assumed that the images are acquired at almost the same time, or that no changes with respect to the pattern classes have occurred between the acquisition dates. The change of classes and temporal dependence should not be ignored. Let us consider that two multispectral remote sensing images acquired at times t_1 and t_2 on the same area are examined. Let us think that a pixel of the multispectral image acquired at time t_1 and a spatially corresponding pixel of multispectral image acquired at time t_2 . These pixels are characterized by the m-variate observation feature vectors X_1 and X_2 , respectively. Let ω_i ($i=1, 2, \dots, n$) and ν_k ($k=1, 2, \dots, n$) be the set of possible land cover classes at time t_1 and t_2 respectively, here we assume that no other classes occur between the period of time t_1 and t_2 . An appropriate set of discrimination functions for a Bayes optimal classification strategy, i.e., the set of *a posteriori* probabilities can be used to decide whether the two classes ω_i and ν_k , to which the considered couple of pixels are assigned, are different or not.

Here we only consider pixel-based fusion, contextual information will be disregarded in the spatial domain, i.e., if we classify each couple of pixels independently of any other on the basis only of its feature vectors X_1 and X_2 , based on the Bayes rule, it requires that the couple of classes (ω_i, ν_k) be selected that provides the maximum likelihood $\zeta(\omega_i, \nu_k)$, given the observed feature vectors X_1 and X_2 ,

$$\max \zeta(\omega_i, \nu_k) = \max \{ P(\omega_i, \nu_k | X_1, X_2) \} \quad (1)$$

The *a posteriori* probability in (1) can be represented as the following formula:

$$P(\omega_i, \nu_k | X_1, X_2) = \frac{P(X_1, X_2 | \omega_i, \nu_k) P(\nu_k | \omega_i) P(\omega_i)}{P(X_1, X_2)} \quad (2)$$

where the term $P(X_1, X_2)$ can be neglected, as it is independent of ω_i and ν_k .

It is difficult to calculate (2), fortunately we can introduce the following hypothesis to simplify the estimation of such functions^{3) 4)}.

Let us consider the feature vector X_i ($i=1, 2$) related to time t_i , be composed of a signal component S_i and of a noise component N_i , moreover, the signal S_i depends only on the land cover class at time t_i , and the noise N_i also depends only on the land cover class at time t_i and possibly on S_i . Under this hypothesis, the probabilistic dependence between the images at the two times derives only from the dependence of the classes at the two times, that means the feature vector X_1 and X_2 are independent, and can be written as:

$$P(X_1, X_2 | \omega_i, \nu_k) = P(X_1 | \omega_i) P(X_2 | \nu_k) \quad (3)$$

By substituting (3) into (2) and by applying some transformations, the likelihood function that will be used in the decision rule now takes the following form:

$$\zeta(\omega_i, \nu_k) = P(\omega_i | X_1) P(\nu_k | X_2) \frac{P(\nu_k | \omega_i)}{P(\nu_k)} \quad (4)$$

According to formula (4), to perform the classification of two multitemporal remote sensing images, we need to estimate the *a priori* probabilities $P(\nu_k)$ of the classes at time t_2 , the single date, multivariate conditional probabilities $P(\omega_i | X_1)$ and $P(\nu_k | X_2)$ at the two times, and the transition probabilities $P(\nu_k | \omega_i)$, which represent the probabilities of the change of classes from time t_1 to time t_2 . Now the problem is how to decide the transition probabilities.

2.2 Determination of transition probabilities

Formerly, the transition probabilities were decided empirically^{3) 4)}, but these were neither accurate nor reasonable. Also, it is difficult to detect land cover changes. It should be more reasonable to decide transition probability using the change pattern of NDVI.

We can use the change of NDVI to represent the seasonal change of vegetation and the change of classes. Let us name the change pattern of NDVI, which are calculated from the training data set and decided by the predetermined thresholds, based on the analysis of the change of NDVI, as the estimated change pattern (ECP). The estimated change pattern (ECP) of Landsat TM NDVI are defined as:

If $\xi_2 \leq \Delta NDVI \leq \xi_1$, then ECP=0

If $\Delta NDVI > \xi_1$, then ECP=1

If $\Delta NDVI < \xi_2$, then ECP=-1 (5)

$\Delta NDVI$ is the difference of the NDVI value between time t_1 to time t_2 . ξ_1 and ξ_2 are the thresholds to decide the estimated change pattern (ECP) of NDVI from time t_1 to time t_2 .

The change pattern of NDVI, which are calculated directly from the classification processing of images and derived as the same as formulation (5), are named as the actual change pattern (ACP). By comparing NDVI estimated change pattern (ECP) to NDVI actual change pattern (ACP) calculated from images, the transition probabilities $P(v_k | \omega_i)$ are defined as follows:

If $\omega_i = v_k$ and ACP = ECP, then the transition probabilities $P(v_k | \omega_i) = 1$;

If $\omega_i = v_k$ but ACP \neq ECP, then

$$P(v_k | \omega_i) = \alpha \frac{P(\omega_i | X_1) P(v_k | X_2)}{P_1(\max) P_2(\max)}$$

If $\omega_i \neq v_k$ and ACP \neq ECP, then $P(v_k | \omega_i) = 0$

If $\omega_i \neq v_k$ but ACP = ECP, then

$$P(v_k | \omega_i) = \beta \frac{P(\omega_i | X_1) P(v_k | X_2)}{P_1(\max) P_2(\max)} \quad (6)$$

where $P_1(\max)$ and $P_2(\max)$ are the maximum *a posteriori* probability among the different classes at time t_1 and t_2 , respectively. α and β are user-specified constants which control the degree of consistency between the temporal data.

For multitemporal data fusion more than two images, let us consider the m-variate observation feature vectors X^t and the set of possible land cover classes C_i ($i=1, 2, \dots, n$) related to time t ($t=1, 2, \dots, p$), based on Bayesian formulation and Markov property, the *a posteriori* probability can be easily obtained as follows:

$$P(C^1, C^2, \dots, C^p | X^1, X^2, \dots, X^p) = \frac{P(C^1 | X^1) \dots P(C^p | X^p) P(C^2 | C^1) \dots P(C^p | C^{p-1})}{P(C^2) P(C^3) \dots P(C^p)} \quad (7)$$

we can calculate the transition probabilities $P(C^p | C^{p-1})$ respectively, then obtain the maximum of (7).

3. EXPERIMENT

3.1 Study area

The study area is located in the region of Zhangwu county, a typical agricultural area of Liaoning province in the north-east part of China. The image size is 1024 x 1024 pixels, corresponding to 25.6 x 25.6 km², with geographical coordinates from 42°22'6"N to 42°35'50"N in latitude and from 122°12'56"E to 122°31'50"E in longitude.

Zhangwu's economy is oriented toward agriculture, producing mainly crops such as corn and grain, as well as soybean, wheat, pachyrhizus, peanut, and tobacco. The main crop season in this area is from April to October,

including the driest month July.

The ground survey trip was carried out in July 1999, cooperated with the agricultural extension office of Zhangwu county and assisted by Institute of Remote Sensing Application of Chinese Academy of Sciences. The ground truth data of the study area were collected for all land cover types and the site locations were accurately fixed using the ERSDAC Navigator GPS system developed by DOWA ENGINEERING CO., LTD of Japan. As there is an time interval between the ground survey and the acquisition of satellite data, the previous records provided by the local agricultural technology stations were investigated, also the field check was carried out with consultation with agricultural advisers accompanied and farmers, only the confirmed sites that no land cover change occurred were selected as ground truth data. The classification of the following land cover classes is considered: corn, paddy, soybean, wheat, meadow, poplar, pine, bare land, urban, water, dried area and deforest area. The collected ground truth data were used for training samples of supervised classification and accuracy assessment.

3.2 Data acquisition and preprocessing

The multitemporal Landsat TM images (Path 120, Row 30) collected on 19 May, 1994 and 23 August, 1994 were selected for this study, mainly because these are the best available cloud-free scenes in the crop season. In temporal study, it is important to compensate for the difference in sun elevation angle throughout one year and the influence of changes in atmospheric conditions in order to extract only the spectral change of the land object. Relative radiometric correction was performed on multitemporal images¹⁰⁾: several ground objects were selected as the reference points, these reference points have either high spectral reflectivity or low reflectivity, the reflectance characteristics of these points was believed that would not change temporally. The image of May was selected as the reference image. The digital number values of 12 reference points were used in a regression analysis to calculate the coefficients for transformation, so that both the influences of atmospheric conditions and sun elevation angle were removed. Multitemporal TM data were co-registered and resampled to 25m pixel size, then geometrically corrected in UTM projection using the nearest neighbor method. The RMS error less than 1 pixel was yielded. Six channels of TM data were used except the thermal channel 6. Figure 1 shows the false color composite images of the test site.

For the study of temporal data fusion, the normalized difference vegetation index (NDVI) defined by the equation (8) was used.

$$NDVI = (TM4 - TM3) / (TM4 + TM3) \quad (8)$$

TM3 and TM4 are Landsat TM channel 3 and channel 4, respectively. The NDVI equation produces values in the range of -1.0 to 1.0, where increasing positive values indicate increasing green vegetation and negative values indicate non-vegetated surface features such as water, barren, ice, and snow or clouds. The NDVI data were scaled to integer value from 0 to 200, in which the least significant digit represents 1.0 percent of the total possible. Figure 2 shows the multi-temporal NDVI profile.

3.3 Selection of training and testing data set

How to choose a suitable training and testing data set is one of the most important problems. The characteristics of the training data for supervised classification have a considerable influence on the quality of the classification result. However, there is no exact standard for choosing the correct training and testing data. It is essential that the training data provide a representative description of each class. Investigations of the effect of training data set characteristics on the performance of classifications have revealed that factors such as training data set size and composition have a major effect on classification accuracy. For conventional statistical classifiers, it is important that the size of the training data set for each class be at least 10-30 times the number of discriminating wavebands⁹⁾. Considering about the effect of other variables, the training data set size for each class was selected all about 100-300 pixels. Figure 3(a) shows the selected training data set.

Classification accuracy is the important quantitative index that expresses the quality of a supervised image classification. Typically, classification accuracy is assessed by comparing the predicted class of membership derived from the classification with the actual class of membership on the ground. The nature of the testing data set should have a significant effect on the resulting accuracy statement. It is essential that the testing data set must also be representative of the classes. Therefore the testing data set should be strictly picked up from across the whole site and the sample large enough.

The way in which the classification accuracy be assessed is that similar two data sets were selected independently from ground truth before classification, then one was selected randomly as the training data set, and the other one used as the testing data set for evaluating of classification accuracy. Here, in order to evaluate the classification accuracy more precisely, the testing data set was selected more than almost three times of the training data set. Figure 3(b) shows the selected testing data set.

3.4 Parameter selection

The transition probabilities represent the degree of consistence between images acquired at different time and have the great influence on classification accuracy. In our temporal fusion model, transition probabilities are estimated directly from the change pattern of NDVI, thus how to decide the thresholds ξ_1 and ξ_2 is very important. It is essential that the specification of ξ_1 and ξ_2 should make the classes to be more easily separated. As shown in the multitemporal NDVI change profile, the NDVI change directions and magnitudes of classes are different. We firstly derived the NDVI values of different classes from the training data set of May and August, respectively, then we calculated the change values $\Delta NDVI$ between all the same classes and different classes from May to August, finally, we deliberated the results and selected the most appropriate thresholds. For the detailed procedure, we tried to separate all $\Delta NDVI$ values into three groups evenly: increasing, decreasing and constant. The $\Delta NDVI$ values between the same classes were examined, as shown in Table 1, except the value -5.83 and -11.82, all values of other 10 classes are above 0, moreover, in this study, actually no class has the value of 0 which means no NDVI change occurred. Thus, the 10 classes which have the value above 0 should be divided into two groups according to the magnitude of the change of NDVI, one for constant group, another for increasing group, among the 10 classes, as the thresholds should be integer value, corresponding to the scaled NDVI digital number, thus the threshold ξ_2 was decided as 11 from the middle value between the increasing group and the constant group. For the decreasing group, only two classes have minus change of -5.83 and -11.82, here, we selected the middle value between the constant group and the decreasing group of -2 as the threshold ξ_1 .

α and β are user-specified parameters which control the degree of consistency between the temporal data, they were determined experimentally using the overall classification accuracy. Several different values of α and β were tested to select the best values. The sensitivity of the Temporal Fusion Classification model with respect to the parameters α and β are shown in Figure 4(a) and (b). The classification performance was observed to increase as α becomes larger to a certain value and to level off thereafter. The classification result was not so sensitive to the value α if it was large enough, but was very sensitive to parameter β . Through an inspection of these results, the optimal choice ($\alpha=0.6$ and $\beta=0.0$) was made that the classification performance was best. Here, $\beta=0.0$ is interesting, but we think this is reasonable because the areas where land use change occurred are treated as independent classes, i.e., dried area and deforest area, and no land use change occurred in the other classes. In this research, we have not studied automatic parameter estimation of these parameters. The parameter values used were determined empirically in a limited experimental study. A small-scale sensitivity analysis with respect to these parameters indicated that a range of parameter values resulted in comparable classifier performance. However, an automatic parameter estimation method for the Temporal Fusion Classification model is desirable, but difficult to establish.

The *a priori* probabilities $P(v_k)$ are all approximated as being equal.

4. RESULTS AND DISCUSSION

The performances of the proposed Temporal Fusion Classification (TFC) technique are assessed in the following and compared with the conventional Maximum Likelihood Classification (MLC) method and the Cascade Classifier (CC) developed by Swain³. The Cascade Classifier also uses the transition probabilities $P(v_k | \omega_i)$, which represent the temporal dependence between images, and showed improved accuracy compared to the MLC method, but the transition probabilities used are defined empirically.

To provide a reference for comparison, the single period images are first analyzed separately, as shown in Table 2 (a) and (b), the performances of the MLC method are 73.3% correct for the May 1994 data and 73.1% correct for the August 1994 data. The benefits of using multitemporal data are clearly demonstrated in Table 3, the results of multitemporal classification are substantially better than either of single period performances. The results of the CC method are derived like this: let the transition probabilities $P(v_k | \omega_i) = 1.0, 0.9, 0.8, 0.7$, for $\omega_i = v_k$, and $P(v_k | \omega_i) = 0.0, 0.1, 0.2, 0.3$, for $\omega_i \neq v_k$, respectively, then perform classification using different scheme of the transition probabilities and select the best results. The best overall accuracy of the CC method is 87.3% when $P(v_k | \omega_i) = 0.0$, for $\omega_i \neq v_k$ and $P(v_k | \omega_i) = 1.0, 0.9, 0.8$, for $\omega_i = v_k$. This is truly better than the MLC method of 85.5% correct performance. However, the best results are demonstrated by the proposed TFC method, in which the temporal dependence of images is considered and the transition probabilities are estimated directly from the change pattern of NDVI, and show an overall accuracy of 88.9%, furthermore, the computation time using the TFC method is less than half of the time used by the MLC method.

For a visual impression of the results derived by the proposed TFC method, as shown in Figure 5(b), almost all classes are well classified, especially paddy, wheat, meadow, poplar and urban, which arrive an accuracy of more

than 90%. The areas, like dried area and deforest area, where land use change occurred, are also well detected. The vegetation and non-vegetation areas and the different crops and forests are clearly distinguished. The misclassified pixels mainly exist in the classes between corn and soybean, poplar and pine, urban and water, urban and dried area, also poplar and deforest area. Compared to the results of the MLC method shown in Figure 5(a), although the classification accuracy of corn is a little lower than that of the MLC method, the results of other classes are much more better. We can see more clearly and minutely in Figure 6, it shows the subscene of the classification results using the MLC method and the TFC method, respectively. There are so many misclassified pixels between corn and soybean, meadow and urban, especially urban and sparse poplar in Figure 6(a), but they are clearly and correctly classified in Figure 6(b). These prove that the proposed TFC method is very sensitive and indeed can solve the problem of agricultural area and non-agricultural area discrimination and crop identification.

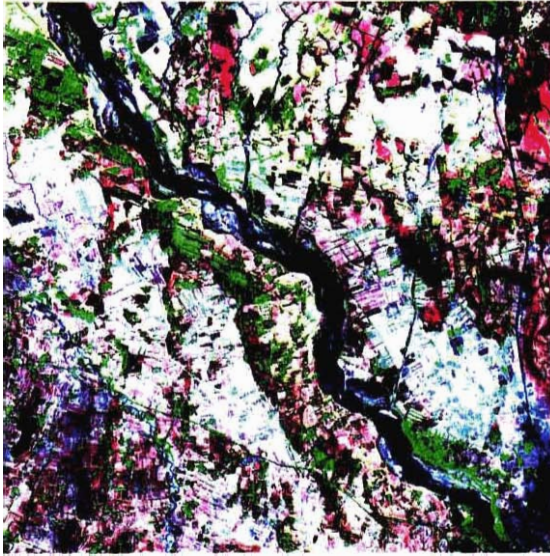
5. CONCLUSION

We proposed a new method based on the Bayesian formulation and try to solve the problem of how to discriminate agricultural area and non-agricultural area and different crops using multitemporal Landsat TM data. This is a statistical method based on multitemporal data fusion, which take into account the temporal dependence of images. In the proposed algorithm, the class-dependent likelihood of multitemporal data are calculated, respectively, and the transition probabilities are estimated from the change pattern of NDVI between different classes of images, then the Bayes optimal classification is performed by maximizing the set of the class-dependent likelihood and the transition probabilities. This method can also be used as an alternative method for change detection of land cover and land use.

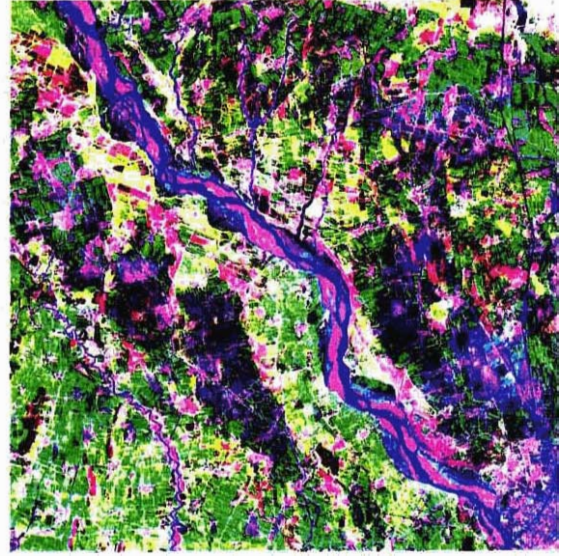
The temporal fusion model that we presented is thought to successfully incorporate the temporal dependence in the classification process and reasonably allow the transition probabilities to be estimated directly from the change pattern of NDVI, resulting in improved classification accuracy, moreover, reduce the dimensionality of the probability functions used and facilitate the computation over time.

REFERENCES

- 1) J. R. Schriever and R. Congalton: Evaluating seasonal variability as an aid to cover-type mapping from Landsat Thematic Mapper data in the northeast, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 61, 321-327, 1995.
- 2) H. Middelkoop and L. L. F. Janssen: Implementation of Temporal Relationships in Knowledge Based Classification of Satellite Images, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol. 57, pp. 937-945, 1991.
- 3) P. H. Swain: Bayesian classification in a time-varying environment, *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, Vol. SMC-8, pp. 879-883, 1978.
- 4) A. H. Schistad Solberg, A. K. Jain and T. Taxt: MultiSource classification of Remotely Sensed Data: Fusion of Landsat TM and SAR Images, *IEEE Trans. Geosci. Remote sensing*, Vol. 32, pp. 768-777, 1994.
- 5) C. O. Justice, J. R. Townshend, B. N. Holben and C. J. Tucker: Analysis of the phenology of global vegetation using meteorological satellite data, *Int. J. Remote Sensing*, Vol. 6, pp. 1271-1318, 1985.
- 6) J. R. Townshend and C. O. Justice: Analysis of the dynamics of African vegetation using the normalized difference vegetation index, *Int. J. Remote Sensing*, Vol. 7, pp. 1435-1446, 1986.
- 7) C. J. Tucker, J. R. Townshend and T. E. Goff: African land-cover classification using satellite data, *Science*, Vol. 227, pp. 369-375, 1985.
- 8) L. Bruzzone and S. B. Serpico: An Iterative Technique for the Detection of Land-Cover Transitions in Multitemperal Remote-Sensing Images, *IEEE Trans. Geosci. Remote sensing*, Vol. 35, pp. 858-867, 1997.
- 9) J. Piper: Variability and bias in experimentally measured classifier error rates, *Pattern Recognition Letters*, Vol. 13, pp. 685-692, 1992.
- 10) H. Oguma and Y. Yamagata: Study on Effective Observing Season Selection to Produce the Wetland Vegetation Map, *Journal of the Japan Society of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 36, No. 4, pp. 5-16, 1997.



(a)



(b)

10km

Figure 1 Data utilized for experiments: the false color composite images (channel 5, 4, 3 for red, green and blue) of Landsat TM data acquired (a) in May 1994 and (b) in August 1994.

NDVI CHANGE PATTERN

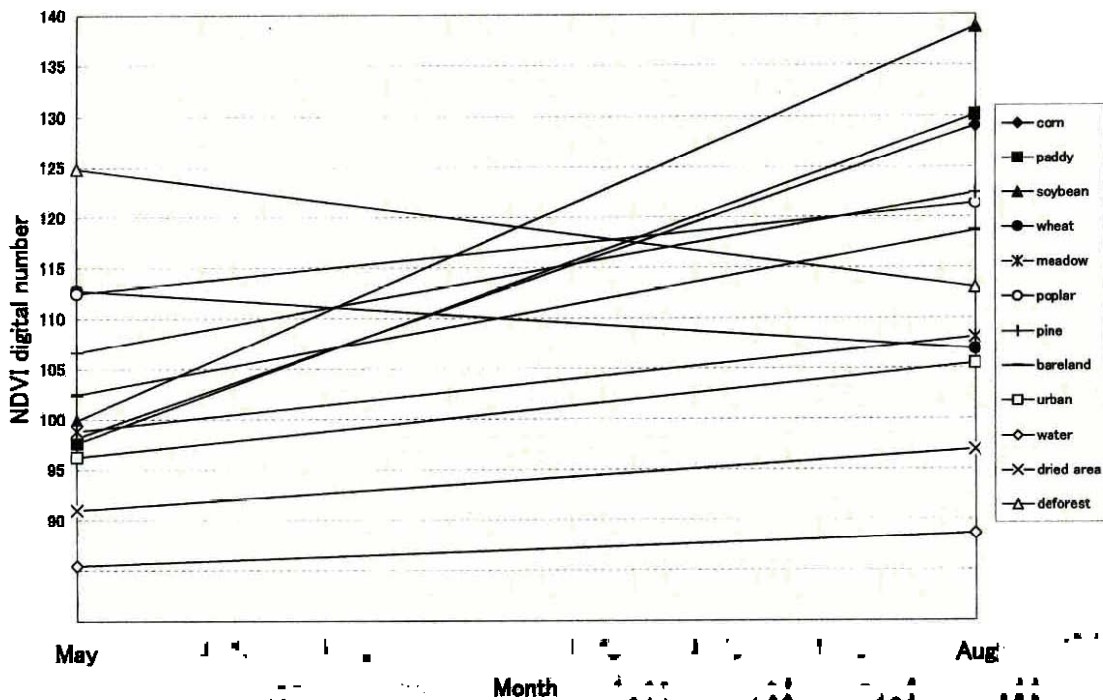


Figure 2 Landsat TM NDVI change pattern profile

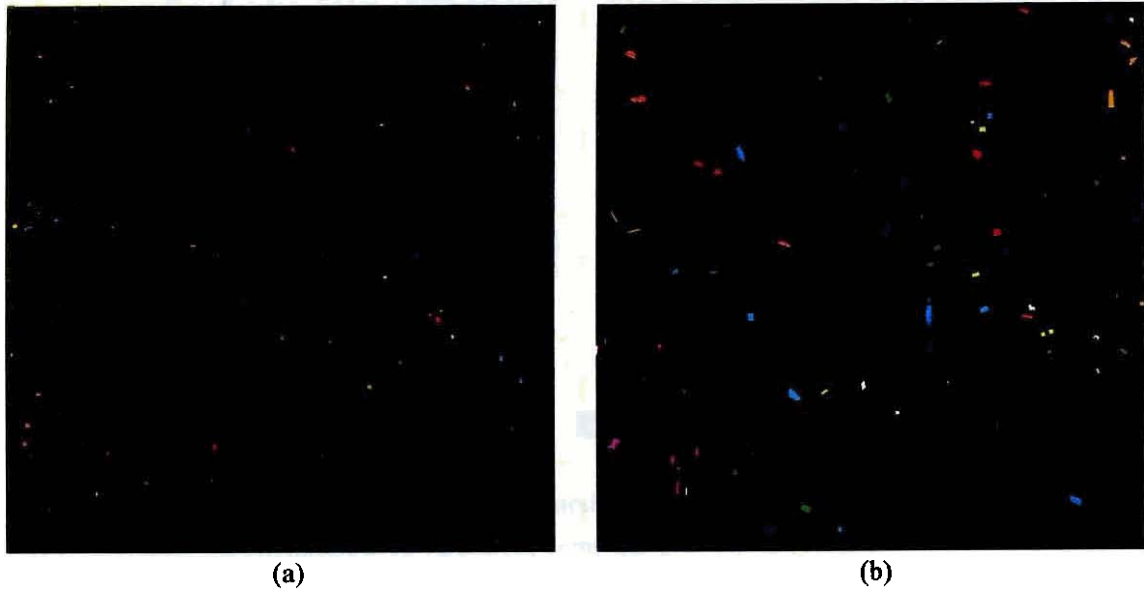


Figure 3 Training data set (a) and testing data set (b) used for supervised classification and accuracy assessment.

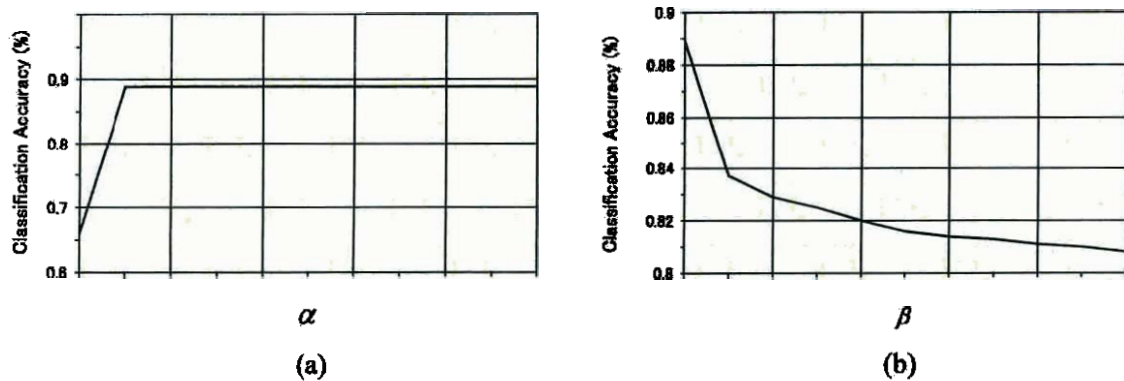


Figure 4 Sensitivity of model parameters with respect to classification accuracy. (a) Sensitivity of α when β is kept constant. (b) Sensitivity of β when α is kept constant.

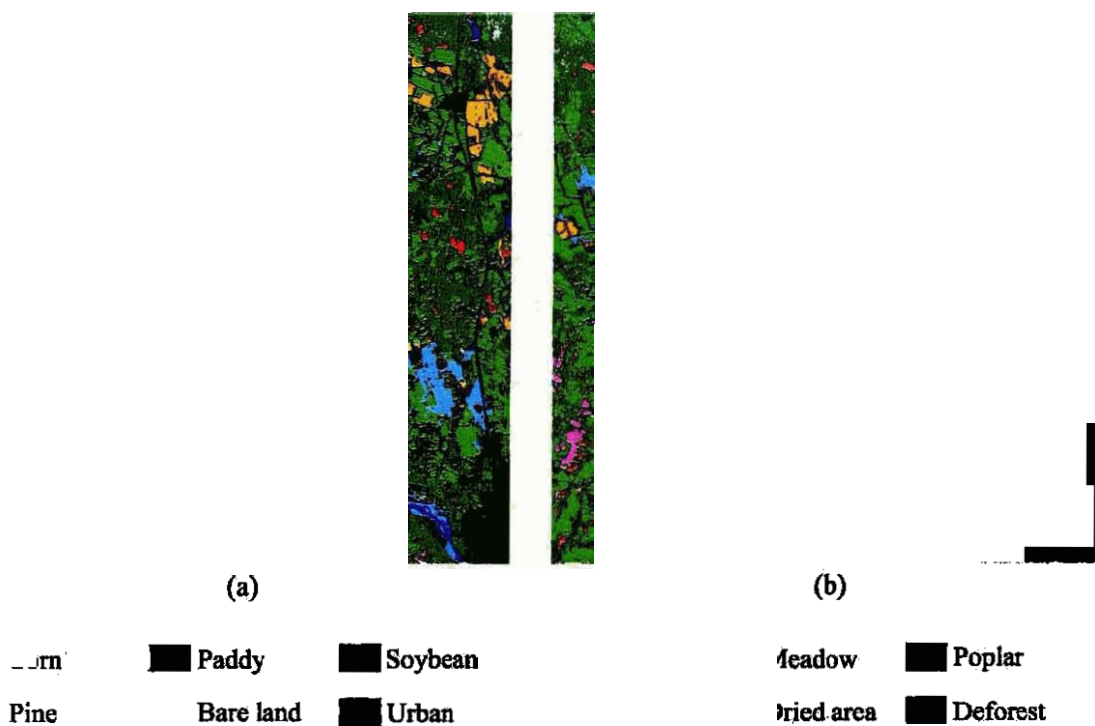


Figure 5 Classification results using multitemporal Landsat TM data acquired in May and August 1994. (a) Maximum likelihood method and (b) Temporal data fusion method



0 1km

(a)

(b)

Figure 6 Subscene of the classification results using multitemporal Landsat TM data. (a) Maximum likelihood method and (b) Temporal data fusion method.

Table 1 The change values of NDVI of all classes between May 1994 and August 1994.

| August May | Corn | Paddy | Bean | Wheat | Meadow | Poplar | Pine | Bare land | Urban | Water | Dried area | Deforest area |
|---------------|-------|-------|-------|--------|--------|--------|-------|--------------|--------|--------|---------------|------------------|
| Corn | 30.94 | 32.01 | 40.61 | 8.75 | 9.92 | 23.19 | 24.21 | 20.42 | 7.27 | -9.59 | -1.23 | 14.84 |
| Paddy | 31.47 | 32.54 | 41.14 | 9.28 | 10.45 | 23.72 | 24.74 | 20.95 | 7.80 | -9.06 | -0.70 | 15.37 |
| Soybean | 29.24 | 30.31 | 38.91 | 7.05 | 8.22 | 21.49 | 22.51 | 18.72 | 5.57 | -11.26 | -2.93 | 13.14 |
| Wheat | 16.36 | 17.43 | 26.03 | -5.83 | -4.66 | 8.61 | 9.63 | 5.84 | -7.31 | -24.17 | -15.81 | 0.26 |
| Meadow | 30.27 | 31.34 | 39.94 | 8.08 | 9.25 | 22.52 | 23.54 | 19.75 | 6.60 | -10.26 | -1.90 | 14.17 |
| Poplar | 16.66 | 17.73 | 26.33 | -5.53 | -4.66 | 8.91 | 9.93 | 6.14 | -7.01 | -23.87 | -15.51 | 0.56 |
| Pine | 22.49 | 23.56 | 32.16 | 0.3 | 1.47 | 14.74 | 15.76 | 11.97 | -1.18 | -18.04 | -9.68 | 6.39 |
| Bare land | 26.68 | 27.75 | 36.35 | 4.49 | 5.66 | 18.93 | 19.95 | 16.16 | 3.01 | -13.85 | -5.49 | 10.58 |
| Urban | 32.87 | 33.94 | 42.54 | 10.68 | 11.85 | 25.12 | 26.14 | 22.35 | 9.20 | -7.66 | 0.7 | 16.77 |
| Water | 43.69 | 44.76 | 53.36 | 21.50 | 22.67 | 35.94 | 36.96 | 33.17 | 20.02 | 3.66 | 11.52 | 27.59 |
| Dried area | 38.15 | 39.22 | 47.82 | 15.96 | 17.13 | 30.40 | 31.42 | 27.63 | 14.48 | -2.38 | 5.98 | 22.05 |
| Deforest area | 4.28 | 5.35 | 13.95 | -17.91 | -16.74 | -3.47 | -2.45 | -6.24 | -19.39 | -36.25 | -27.89 | -11.82 |

Table 2 Maximum likelihood classification results using single period TM data acquired in (a) May 1994 and (b) August 1994.

(a) Overall accuracy = 73.3%

| Classification results | Ground truth classes | | | | | | | | | | | |
|------------------------|----------------------|-------|------|-------|--------|--------|------|-----------|-------|-------|------------|---------------|
| | Corn | Paddy | Bean | Wheat | Meadow | Poplar | Pine | Bare land | Urban | Water | Dried area | Deforest area |
| Corn | 768 | 17 | 594 | 0 | 9 | 0 | 0 | 59 | 21 | 4 | 0 | 0 |
| Paddy | 29 | 688 | 0 | 0 | 4 | 0 | 74 | 0 | 28 | 83 | 4 | 0 |
| Soybean | 121 | 2 | 482 | 0 | 0 | 1 | 0 | 105 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Wheat | 10 | 0 | 0 | 527 | 4 | 98 | 0 | 6 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| Meadow | 10 | 7 | 0 | 26 | 888 | 9 | 0 | 1 | 6 | 3 | 0 | 0 |
| Poplar | 36 | 65 | 0 | 48 | 39 | 751 | 22 | 69 | 3 | 17 | 4 | 113 |
| Pine | 0 | 63 | 0 | 0 | 0 | 1 | 608 | 5 | 0 | 6 | 0 | 0 |
| Bare land | 20 | 39 | 5 | 41 | 3 | 114 | 150 | 326 | 0 | 25 | 0 | 2 |
| Urban | 24 | 193 | 0 | 13 | 88 | 19 | 3 | 1 | 754 | 71 | 2 | 0 |
| Water | 0 | 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 601 | 39 | 0 |
| Dried area | 0 | 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4 | 219 | 967 | 0 |
| Deforest | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 15 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 660 |
| Total | 1018 | 1084 | 1081 | 655 | 1035 | 1008 | 857 | 572 | 816 | 1030 | 1016 | 775 |
| Accuracy % | 75.4 | 63.5 | 44.6 | 80.5 | 85.8 | 74.5 | 70.9 | 57.0 | 92.4 | 58.3 | 95.2 | 85.2 |

(b) Overall accuracy = 73.1%

| Classification results | Ground truth classes | | | | | | | | | | | |
|------------------------|----------------------|-------|------|-------|--------|--------|------|-----------|-------|-------|------------|---------------|
| | Corn | Paddy | Bean | Wheat | Meadow | Poplar | Pine | Bare land | Urban | Water | Dried area | Deforest area |
| Corn | 552 | 35 | 114 | 1 | 0 | 167 | 22 | 0 | 10 | 0 | 0 | 0 |
| Paddy | 0 | 986 | 1 | 0 | 0 | 5 | 17 | 0 | 7 | 0 | 0 | 0 |
| Soybean | 341 | 0 | 893 | 0 | 0 | 38 | 1 | 10 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Wheat | 0 | 0 | 0 | 561 | 481 | 23 | 0 | 0 | 6 | 0 | 0 | 0 |
| Meadow | 1 | 0 | 0 | 38 | 427 | 24 | 0 | 0 | 86 | 4 | 56 | 0 |
| Poplar | 65 | 4 | 47 | 1 | 33 | 568 | 187 | 115 | 0 | 0 | 0 | 81 |
| Pine | 41 | 38 | 0 | 4 | 1 | 0 | 483 | 0 | 0 | 0 | 0 | 19 |
| Bare land | 5 | 0 | 21 | 0 | 0 | 1 | 0 | 438 | 25 | 0 | 62 | 0 |
| Urban | 12 | 21 | 5 | 47 | 89 | 158 | 16 | 9 | 675 | 105 | 76 | 0 |
| Water | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 6 | 921 | 0 | 0 |
| Dried area | 0 | 0 | 0 | 3 | 3 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 822 | 0 |
| Deforest | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 24 | 131 | 0 | 0 | 0 | 0 | 675 |
| Total | 1018 | 1084 | 1081 | 655 | 1035 | 1008 | 857 | 572 | 816 | 1030 | 1016 | 775 |
| Accuracy % | 54.2 | 91.0 | 82.6 | 85.6 | 41.3 | 56.3 | 56.4 | 76.6 | 82.7 | 89.4 | 80.9 | 87.1 |

Table 3 Classification results using multitemporal TM data acquired in May and August 1994.

(a) Maximum likelihood method, (b) Cascade classifier, (c) Temporal data fusion method.

(a) Overall accuracy = 85.5%

| Classification results | Ground truth classes | | | | | | | | | | | |
|------------------------|----------------------|-------|------|-------|--------|--------|------|-----------|-------|-------|------------|---------------|
| | Corn | Paddy | Bean | Wheat | Meadow | Poplar | Pine | Bare land | Urban | Water | Dried area | Deforest area |
| Corn | 869 | 37 | 237 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| Paddy | 0 | 943 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 |
| Soybean | 121 | 0 | 833 | 0 | 0 | 0 | 0 | 25 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| Wheat | 0 | 0 | 0 | 552 | 7 | 28 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| Meadow | 0 | 0 | 0 | 48 | 955 | 0 | 0 | 0 | 3 | 8 | 0 | 0 |
| Poplar | 19 | 1 | 9 | 1 | 2 | 867 | 93 | 92 | 0 | 2 | 0 | 95 |
| Pine | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 2 | 648 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Bare land | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 1 | 0 | 447 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| Urban | 9 | 1 | 0 | 54 | 71 | 102 | 115 | 2 | 811 | 122 | 150 | 0 |
| Water | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 895 | 1 | 0 |
| Dried area | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 865 | 0 |
| Deforest | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 678 |
| Total | 1018 | 1084 | 1081 | 655 | 1035 | 1008 | 857 | 572 | 816 | 1030 | 1016 | 775 |
| Accuracy % | 85.4 | 87.0 | 77.1 | 84.3 | 92.3 | 86.0 | 75.6 | 78.1 | 99.4 | 86.9 | 85.1 | 87.5 |

(b) Overall accuracy = 87.3%

| Classification results | Ground truth classes | | | | | | | | | | | |
|------------------------|----------------------|-------|------|-------|--------|--------|------|-----------|-------|-------|------------|---------------|
| | Corn | Paddy | Bean | Wheat | Meadow | Poplar | Pine | Bare land | Urban | Water | Dried area | Deforest area |
| Corn | 820 | 3 | 209 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Paddy | 1 | 936 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 0 |
| Soybean | 140 | 0 | 851 | 0 | 0 | 0 | 0 | 24 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Wheat | 0 | 0 | 0 | 605 | 16 | 17 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Meadow | 0 | 0 | 0 | 22 | 949 | 1 | 0 | 0 | 9 | 6 | 0 | 0 |
| Poplar | 50 | 47 | 5 | 8 | 15 | 952 | 128 | 97 | 0 | 2 | 0 | 78 |
| Pine | 0 | 11 | 0 | 0 | 0 | 1 | 683 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Bare land | 4 | 0 | 16 | 0 | 0 | 3 | 0 | 446 | 3 | 0 | 0 | 1 |
| Urban | 3 | 87 | 0 | 20 | 55 | 32 | 45 | 0 | 803 | 121 | 101 | 0 |
| Water | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 897 | 1 | 0 |
| Dried area | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 914 | 0 |
| Deforest | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 696 |
| Total | 1018 | 1084 | 1081 | 655 | 1035 | 1008 | 857 | 572 | 816 | 1030 | 1016 | 775 |
| Accuracy % | 80.6 | 86.3 | 78.7 | 92.4 | 91.7 | 94.4 | 79.7 | 78.0 | 98.4 | 87.1 | 90.0 | 89.8 |

(c) Overall accuracy = 88.9%

| Classification results | Ground truth classes | | | | | | | | | | | |
|------------------------|----------------------|-------|------|-------|--------|--------|------|-----------|-------|-------|------------|---------------|
| | Corn | Paddy | Bean | Wheat | Meadow | Poplar | Pine | Bare land | Urban | Water | Dried area | Deforest area |
| Corn | 854 | 22 | 210 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5 | 0 | 2 | 0 | 0 |
| Paddy | 2 | 1006 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 4 | 0 | 0 |
| Soybean | 147 | 0 | 851 | 0 | 0 | 1 | 1 | 26 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Wheat | 0 | 0 | 0 | 593 | 6 | 16 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Meadow | 0 | 0 | 0 | 30 | 959 | 1 | 0 | 0 | 9 | 6 | 0 | 0 |
| Poplar | 10 | 16 | 3 | 4 | 15 | 946 | 97 | 59 | 0 | 2 | 0 | 89 |
| Pine | 0 | 13 | 0 | 0 | 0 | 1 | 745 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Bare land | 4 | 0 | 17 | 0 | 0 | 8 | 8 | 482 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| Urban | 1 | 27 | 0 | 28 | 55 | 33 | 6 | 0 | 804 | 119 | 101 | 0 |
| Water | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 897 | 1 | 0 |
| Dried area | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 914 | 0 |
| Deforest | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 686 |
| Total | 1018 | 1084 | 1081 | 655 | 1035 | 1008 | 857 | 572 | 816 | 1030 | 1016 | 775 |
| Accuracy % | 83.9 | 92.8 | 78.7 | 90.5 | 92.7 | 93.8 | 86.9 | 84.3 | 98.5 | 87.1 | 90.0 | 88.5 |

The objective of this study is to produce land cover classification dataset for the whole Asia using NOAA AVHRR 1-km dataset. Ground truth data were mainly collected from existing thematic maps which were obtained from members of Land Cover Working Group (LCWG) of the Asian Association on Remote Sensing (AARS). Classification was mainly based on cluster analysis of the monthly ratio of surface temperature and Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) for seven months from April to October 1992. Additional variables, such as DEM, the maximum monthly composite NDVI in a year, and the minimum monthly composite NDVI in a year were also used in the classification processing. The CD-ROMM including the land cover classification dataset has been published.

Introduction

NOAA Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR) has been serving an important role in global/continental land use management and planning, as well as analysis of land cover change. Most of land cover mapping applications at broad spatial scales have been based on multi-temporal Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) data (Tucker *et al.*, 1985; Loveland *et al.*, 1991). In order to extract phenological information contained in AVHRR data more effectively, the thermal data can be used for land cover mapping. Kerber and Schutt (1986) have used AVHRR channel 3 data, which is sensitive to reflected and emitted radiation, to locate the boundary between forest and non-forest. More recently, Lambin and Ehrlich (1995) have used multi-temporal NDVI, land surface temperature (Ts) and the ratio between these two variables to map land cover based on AVHRR Global Area Coverage (GAC) data set over African continent, and concluded that the ratio between Ts and NDVI shows the greater potential to yield a reliable land cover classification in continental/global scale than a single variable of either Ts or NDVI does.

In this study, the authors developed land cover map of the whole Asia using the NOAA AVHRR 1-km dataset. Classification was done by the following steps: (1) Ground truth collection, (2) Clustering of multi-temporal ratio of land surface temperature (Ts) and NDVI, (3) classification rules determination, (4) classification by decision tree method, and (5) post-classification processing.

Source Data

Global NOAA AVHRR 1-km 10-day composite dataset from April, 1992 to March, 1993 (Eidenshink *et al.*, 1994) are the main data used in this study. In addition, digital elevation data and national/regional level of vegetation and land use maps were also used for the analysis of land cover classification.

(1) AVHRR Data

Global NOAA AVHRR 1-km 10-day composite NDVI, channel 4 and channel 5 data from April, 1992 to March, 1993 were used in this study for land cover mapping. Table 1 shows ten bands included in the 10-day composite AVHRR dataset. The NOAA AVHRR 1-km dataset is based on the Interrupted Goode Homolosine map projection, and it was transformed to latitude/longitude map projection (Plate Carree Projection) with 30-second grid by using the nearest-neighbor method. In order to prepare data of the whole Asia, the NDVI, channel 4 and channel 5 data were extracted from 25 degree East to 165 degree West in longitude, and 90 degree North to 15 degree South in latitude. Geometric accuracy was less than 0.5 pixel RMS error at all land areas of the whole Asia after re-sampling for geometric registration, compared with seashore lines of the Digital Chart of the World (DCW). The pixel size of the extracted Asian region is 20,400 pixel row by 12,600 pixel line.

Table 1. Band description of composite images

| Band | Description | Band | Description |
|------|-----------------|------|------------------|
| 1 | AVHRR channel 1 | 6 | NDVI |
| 2 | AVHRR channel 2 | 7 | Satellite zenith |
| 3 | AVHRR channel 3 | 8 | Solar zenith |
| 4 | AVHRR channel 4 | 9 | Relative azimuth |
| 5 | AVHRR channel 5 | 10 | Date Index |

(2) Digital Elevation Model (DEM) data

Generally, elevation data is used to model ecological governing natural vegetation distribution, and is important for identifying land cover types and stratifying seasonal regions representing two or more disparate vegetation types. In this study, Digital Elevation Model, GLOBE Version 1 (January 1998), which comprises a global 30 arc-second latitude/longitude array, was used (Hastings).

(3) Thematic maps

In this study, maps of ecoregions, vegetation, land use, and land cover were used as reference

data to collect ground truth information and to modify the classification result in post-classification processing.

(4) Ground Truth Collection

Ground truth data in this study means geographically specified regions which are identified one of classes in the land cover classification system by class code. Collection of good ground truth data is a key issue for reliable land cover mapping.

In this study, ground truth data were collected mainly from existing land cover maps and land use maps of various Asian countries. Also limited parts of ground truth data were collected by field survey in Central Asia , where vegetation cover decreases gradually when moving from north regions to south regions. The period and routes of field surveys are as follows:

- (a) From August 23, 1996 to September 2, 1996 from Almaty to Akmola of Kazakhstan
- (b) From July 5, 1997 to July 23, 1997 from Akmola to Kustanaj of Kazakhstan
- (c) From April 26,1998 to May 8, 1998 from Almaty of Kazakhstan, through Uzbekistan, to Ashkhabad of Turkmenistan.

The ground truth data for most of main vegetation covers in Asia region was collected in this study. Dark areas in Figure 1 shows the collected ground truth areas. Figure 1 is examples of photographs obtained from field surveys.

Ratio of land surface temperature and NDVI

Authors used multi-temporal NDVI calculated from channel 1 and channel 2, and land surface temperature T_s calculated from channel 4 and channel 5 using split window algorithm (Price, 1984):

$$T_s = T_4 + 3.33(T_4 - T_5) \dots\dots\dots \text{(in degree kelvin)}$$

Where T_4 and T_5 are brightness temperature of AVHRR channel 4 and channel 5 (in degree kelvin).

Authors applied maximum value compositing (Holben, 1986) to NDVI and surface temperature (T_s) data, selecting the maximum value of 10-day composite NDVI and T_s independently for every month.

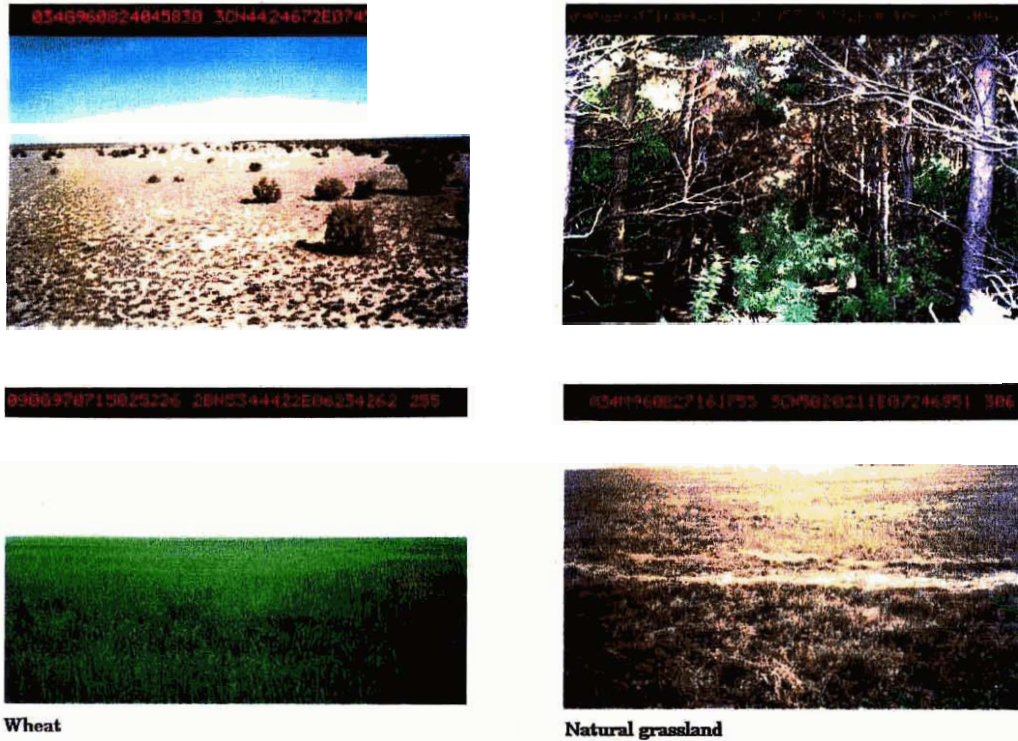


Figure 1. Examples of photographs obtained from field surveys

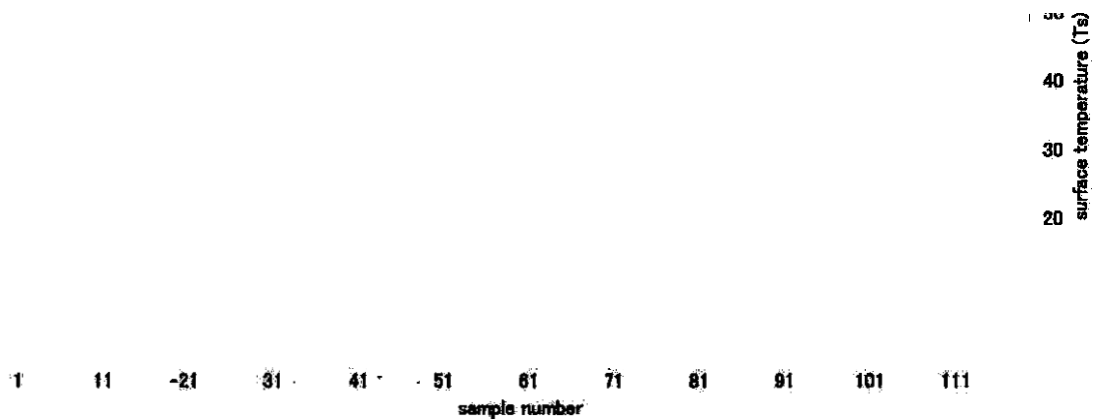


Figure 2. Relationship between Ts and NDVI

Ts responds both to short-term variations in energy balance related to rainfall events and changes in soil moisture, and to seasonal changes (Lambin and Ehrlich, 1995). The monthly composite data of Ts artificially removes the short time scale variations in 10-day compositing Ts,

leaving only the seasonal trend. It mainly includes lower frequency information, which is related to land cover types (Lambin and Ehrlich, 1995). Since Ts displays the opposite trend to NDVI as shown in Figure 2 when moving from sparse to dense vegetation landscapes, the use of ratio between Ts and NDVI increases the capability of discrimination among vegetation classes. The ratio of Ts/NDVI has been interpreted biophysically as regional surface resistance to evapotranspiration (Nemani and Running, 1989). This provides theoretical support for using this ratio in land cover analysis. The ratio of the maximum Ts and maximum NDVI ratio (Ts/NDVI) were then computed for monthly period in this study.

Classification

Land cover classification was carried out using mainly the phenological information from the multi-temporal ratio between monthly land surface temperature Ts and NDVI data. Figure 3 shows the flow chart of this study. Ground truth data itself remains in the final classified result.

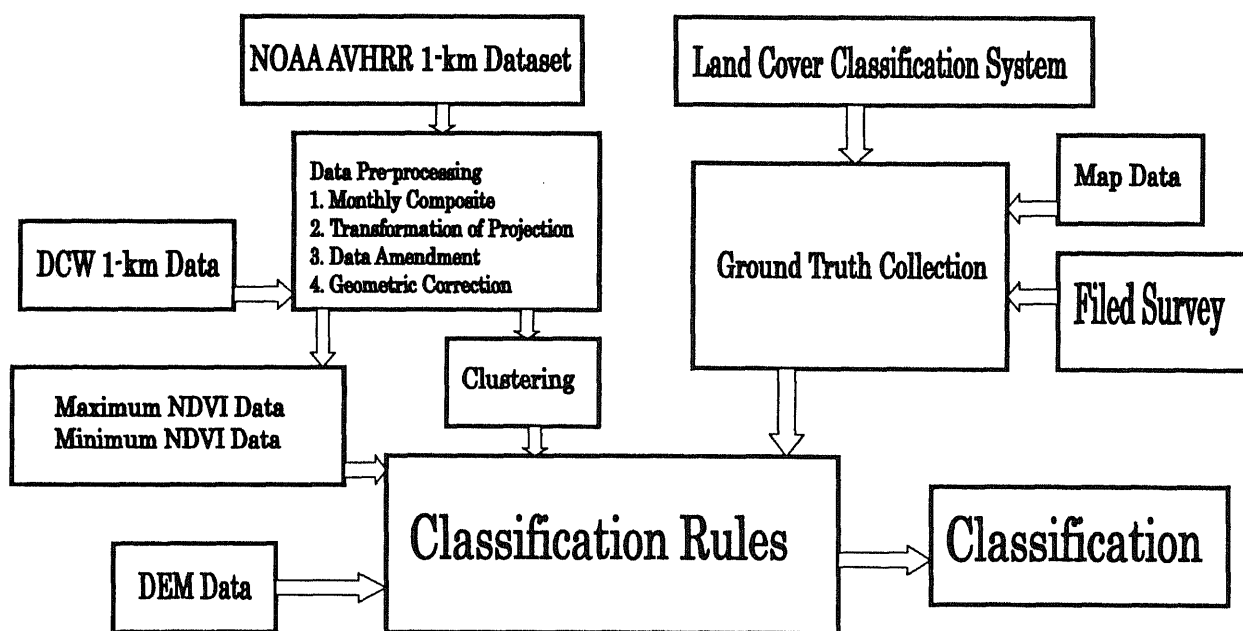


Figure 3. Flow chart of this study

(1) Land Cover Classification System

Land cover classification system was developed as the activity of Land Cover Working Group

Table 2 Land cover classification system

| Land cover class | Class code |
|---------------------|------------|
| Vegetation | 10 |
| Forest or shrubland | 12 |
| Evergreen | 14 |
| Forest | 16 |
| Broadleaf | 18 |

Since AVHRR of winter period has poor quality due to high solar zenith angle, monthly data for seven months from April to October 1992 were used for clustering.

(3) Classification rules

The most important thing in decision tree classification rules based on clustering result is to provide a general understanding of the characteristics of each cluster based on the ground truth data, and to determine which clusters have two or more disparate land cover classes represented within their spatial distribution.

The first step consists of inspecting the spatial patterns and spectral or multi-temporal statistics of each cluster, and comparing each cluster to ground truth data and extracting relationship between clusters and land cover types. In this step, 46% of the total clusters were directly assigned to specific land cover types.

The second step is the classification for remaining clusters, each of which corresponds two or more disparate land cover types. In this study, about 54% of the clusters include multiple land cover types. Most of these types are the result of spectral similarities between evergreen and deciduous forest, and between natural and agricultural grassland. These problems can be usually solved by developing criteria bases on the relationship between the confused clusters and selected ancillary datasets. In this study, the following ancillary datasets were used:

- (a) Digital Elevation Model (DEM)
- (b) Maximum NDVI: the maximum monthly NDVI value in twelve months
- (b) Minimum NDVI: the minimum monthly NDVI value in twelve months

There are two tasks involved in the second step. The first task is to determine the ancillary variables and preliminary decision rules, and the second task is to implement and refine the decision rules (Brown *et al.*, 1997). In this phase, the initial criteria are interactively trained, refined, and finally used to classify the clusters. Figure 4 shows the example of classification rules.

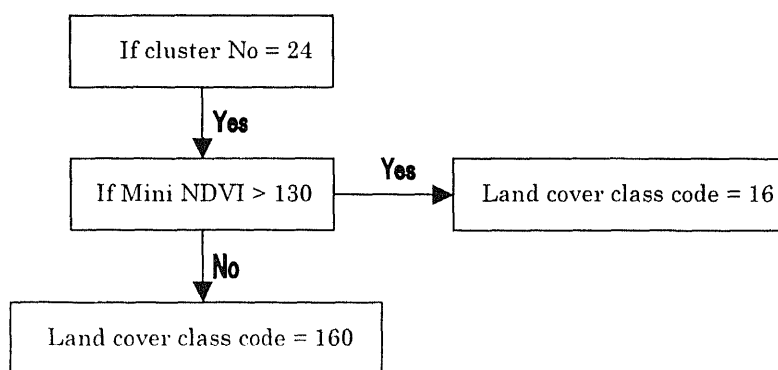


Figure 4. the example of classification rules

(4) Post-classification processing

Based on the classification rules, a land cover classification map of Asia was created. About 15% of the total area were classified as "vegetation" (the class code is 10), which is the most coarse class in the land cover classification system. Also, there are some incorrectly classified areas. In the step of post-classification processing, the authors used existing land use/land cover maps and knowledge of members of LCWG/AARS. As the result of post-classification processing, the class "vegetation", was reduced to less than 10%, and most of incorrectly classified areas were modified.

Discussion

(1) An Asia region database which include source data (12-monthly AVHRR NDVI composites data, 7-monthly surface temperature composites data (Ts), 7-monthly ratio composites data between Ts and NDVI, ground truth data, GLOBE digital elevation model, DCW digital chart of world data), land cover classification, documentation describing source data, and land cover classification results (Figure 5) were produced. This database is considered to be reliable land cover information required for the management of natural resources, environmental projection and international development projects in Asia region. Table 3 and Table 4 show the area percentage of land cover classification result.

(2) Many regional and national organizations and researchers provided a lot of materials, information and comments on this study. It should be said that this research can not be processed smoothly without their cooperations. Through this study, the capacities of participating Asia regional and national organizations for monitoring of land cover changes, and initiating land cover mapping projects at broad range areas has being strengthened.

Table 7.1 Area percentage of the classified land covers
(Numbers in parenthesis is class code)

| Grouped category | % |
|----------------------------|--------|
| Vegetation (10 – 184) | 84.17 |
| Non-vegetation (190 – 210) | 13.91 |
| Water (220 – 226) | 1.92 |
| Total | 100.00 |

Table 7.2 Area percentage of the classified land covers
(Numbers in parenthesis is class code)

| <i>Grouped category</i> | <i>%</i> |
|----------------------------------|---------------|
| Vegetation (10) | 84.17 |
| Forest or shrubland (12 - 120) | 28.25 |
| Grassland (130 - 157) | 32.09 |
| Mixed vegetation (160) | 0.84 |
| Wetland (170 - 174) | 1.00 |
| Little vegetation (180 - 184) | 11.99 |
| Non vegetation (190) | 13.91 |
| Bare ground (191 - 195) | 13.51 |
| Perennial snow or ice (200) | 0.40 |
| Water (220) | 1.92 |
| Inland water (222) | 0.00 |
| Water with seasonal change (224) | 0.00 |
| Tidal flat (226) | 0.00 |
| Total | 100.00 |

(3) In this study, the analysis of multi-temporal series of the ratio between AVHRR surface temperature data and normalized difference vegetation index data reveals the greater potential to yield a realistic land cover classification. It also provides the proper knowledge and mechanism of land cover seasonal changes on continental and global scale.

(4) A land cover classification system, which includes almost all land cover types which can reflect the features of land cover seasonal changes on continental and global scale, was developed. This system meets the scientific needs and social needs, and it also can be applied as a standard land cover classification system for different applications.

Conclusion and future study

The accomplishment by this study is to develop land cover dataset of Asia by cooperation with Asian scientists. In order to improve the classification result, reliable ground truth data should be collected more. For this reason, authors plan to publish the used ground truth data.

The developed land cover dataset is not the final product, it is the first product which should be

improved continuously by accumulating ground truth data.

In the future, the validation assessment will be the most important processing. Formal validation involves the accuracy of the broad range areal land cover product and allowing the estimation of the error variance in areal totals of classes within regions. Secondly, a validation programme is based on confidence sites (Gregory et al., 1999). In this procedure, an exhaustive effort is to find available, and affordable, sources of high resolution data (for example, Landsat and SPOT image data) or detailed land cover information which is already exists (for example, land cover and land use maps, or credible ground truth data).

Acknowledgments

This study is based on the work of the Land Cover Working Group (LCWG) of Asian Association on Remote Sensing (AARS). The authors are grateful to all the members of LCWG/AARS for their contribution on ground truth collection and input for post-classification processing.

References

- Brown, J.F., Loveland, T.R., Merchant, J.W., Reed, B.C., 1993, Using Multisource Data In Global Land Cover Characterization. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 59, 977-987.
- Eidenshink, J.C., Faundeen, J.L., 1994, Global Land 1-KM AVHRR Data Set Project. *International Journal of Remote Sensing*, 15, 3443-3462.
- Gregory, J.H., Brian, C.H., and Kenneth, C.M., Landsat Thematic Mapper Registration Accuracy and its Efforts on the IGBP validation. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol 65, N9, 1033-1039.
- Hastings, D. The Global Land One-km Base Elevation (GLOBE) Projection. <http://www.ngdc.noaa.gov/seg/topo/global.shtml>.
- Holben, B.N., 1986, Characteristics of maximum-value composite image from temporal AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing*, 7, 1417-1434.
- Kerber, A.G., and Schutt, J.B., 1986, Utility of AVHRR channel 3 and 4 in land cover mapping. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 52, 1877-1883.
- Lambin, E.F., and Ehrlich, D., 1995, Combining vegetation indices and surface temperature for land cover mapping at broad spatial scales. *International Journal of Remote Sensing*, 16, 573-579.
- Loveland, D., T.R. Merchant, J.W., Ohlean, D.O., and Brown, J., 1991, Development of a land cover database for conterminous U.S. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 57, 1453-1463.
- Nemani, R, and Running, S., 1989, Estimation of surface resistance to evapotranspiration from NDVI and thermal-IR AVHRR data. *Journal of Applied meteorology*, 28, 276-284.
- Price, J.C., 1984, Land surface temperature measurements from the split-window channels of the NOAA-7 Advanced Very High Resolution Radiometer. *Journal of Geophysical Research*. 89,

7231-7237.

Tateishi, R., Wen, C.G and Perera, L.K., 1997(a), Land Cover Classification System for Continental/Global Application, *Asian-Pacific Remote Sensing and GIS Journal*. 10, 1-9.

Tateishi, R. and Wen, C.G., 1997(b), Global Four Minute Land Cover Data Set. *Journal of the Japan Society Photogrammetry and Remote Sensing*, VOL 36, No 4, 62-74.

Tucker, C.J., Townshend, J.R., and Goff, T.E., 1985, African land cover classification using satellite data. *Science*, 227, 369-375.

第1節 時系列 NOAA/AVHRR NDVI データを用いたシベリア植生の季節変動の推定

Objective of this study is to monitor the phenological change of forest in Siberia. 10-day composite NOAA/AVHRR 8km data was used in this study and we have made 5 phenological index maps, which show the starting period of each phenological stages within a year. A 10-day time various phenological change images are produced by these 5 phenological index maps by complementing each pixel data. The result showed, that it has individual characteristics of phenology for each forest type.

1. はじめに

大陸規模での植生の季節変動は、気候変動や、逆に植生の変化が熱収支等を介して地球の気象条件に変化をもたらすことと密接な関係があることが指摘されている。特に、気候変化に感度の高く、人間の手があまり加わっていないロシア・シベリア領域の自然植生のフェノロジー(発育段階)は、地球環境変化の検出指標として有効であると考えられている。そこで、植生の季節変動を用いて地球規模・大陸規模での環境変動が森林に与えている影響を人工衛星の周期的な観測によって把握するための手段として、植生の時間的な季節変動をモニタリングするためのアルゴリズムを確立する必要がある。本研究の目的は、ロシア・シベリア領域の主に森林地帯に対して植生の大陸規模の季節変動をモニタリングすることである。その結果作成された時系列季節変化画像から標高、緯度など地理的条件との関係についても考察を行う。このように、毎年の季節変化を経年的に比較、解析することにより気象条件・地球環境変化との関連を解析する際の参考データとなりうることと期待される。

2. 使用データ

使用する衛星データは、大陸規模・多年度時系列での解析が可能な NOAA/NASA Pathfinder Land Data Set, 10-day composite, 8km Data(1982~1999年)を使用する。他データとの重ね合わせや緯度・経度方向の季節変化が判り易いように等緯度経度図法にリサンプリングしている。また、土地被覆タイプの参考データとして AARS Global 4-min, Land Data Set と現地ロシア植物学者の情報も合わせて使用した。標高データは 5 分グリッドの ETOPO5 を使用した。

3. 研究対象領域

本研究の対象領域は、ロシア全域を含むシベリアの北緯40~85度、東経20~西経165度の範囲である(図1)。この地域は、落葉/常緑針葉樹や落葉広葉樹の混合植生であるタイガが広く分布しており、各フェノロジーに関するグランドトゥルースデータを表1に示す。尚、グランドトゥルースデータに関しては AVHRR のコンポジット期間に合わせて10日間隔で記述してある。

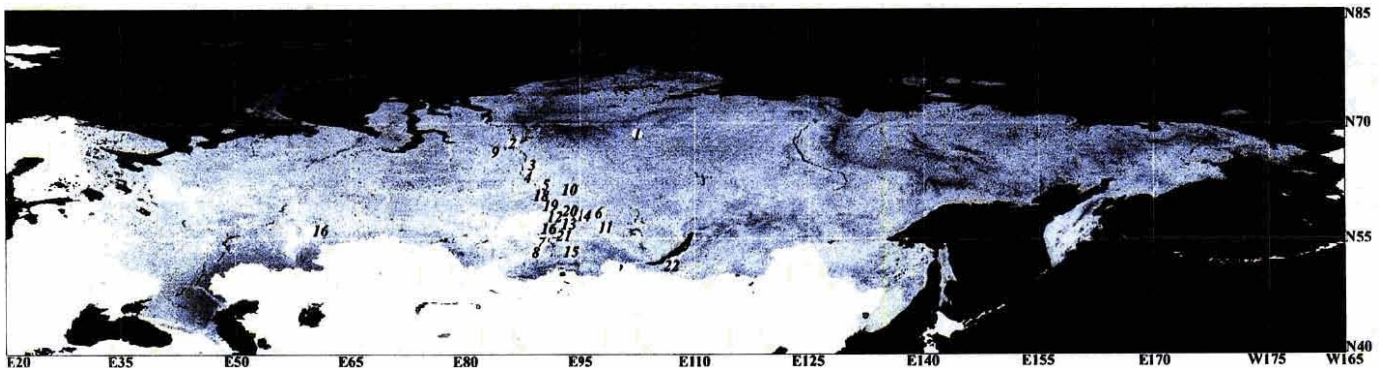


図1 研究対象領域とグランドトゥルースポイント

| | Latitude | Longitude | onset | Beginning of leaf coloration | offset | |
|----|----------|-----------|--------|------------------------------|----------------|--------|
| 1 | N68.40 | E102.30 | E-June | E-August | M-September | |
| 2 | N67.30 | E86.10 | E-June | E-August | E-September | |
| 3 | N64.20 | E88.40 | M-June | E-August | E-September | |
| 4 | N63.25 | E88.18 | B-June | E-August | E-September | |
| 5 | N61.40 | E90.18 | B-June | E-August | E-September | |
| 6 | N58.20 | E97.30 | M-May | E-August | E-September | |
| 7 | N54.30 | E89.50 | M-May | B-September | M-October | |
| 8 | N53.18 | E89.19 | B-May | E-August | E-September | |
| 9 | N66.20 | E83.55 | E-June | E-August | E-September | |
| 10 | N61.25 | E93.42 | E-May | E-August | E-September | |
| 11 | N56.25 | E98.23 | M-May | E-August | B-October | |
| 12 | N57.55 | E91.55 | M-May | E-August | M-October | |
| 13 | N57.25 | E93.12 | E-May | E-August | B-October | |
| 14 | N57.42 | E94.06 | M-May | B-September | M-October | |
| 15 | N53.12 | E93.40 | M-May | E-August1 | E-October | |
| 16 | N56.00 | E61.00 | B-May | M-September | B-October | |
| 17 | N57.44 | E93.10 | B-June | No information | No information | |
| 18 | N61.00 | E90.13 | E-June | E-August | No information | |
| 19 | N59.30 | E91.00 | B-June | B-September | No information | B.: 上旬 |
| 20 | N57.44 | E93.10 | B-June | B-September | No information | M.: 中旬 |
| 21 | N56.20 | E92.50 | E-May | B-October | No information | E.: 下旬 |
| 22 | N51.35 | E106.10 | E-May | M-August | B-September | |

表1 グランドトゥルースの詳細

4. データ解析

データ解析に先立ち 10 日間コンポジットデータに含まれる雲や大気などによる影響を軽減する必要がある。本研究では、植生の季節変化を把握する上で重要となる時間的なデータ量を削減する必要のない TWO 法により補正を行い植生の活動時期と積雪時期、太陽天頂角(SZA)を考慮し年間 4 月～10 月までのデータのみを使用することとする。

4.1 VCI 変換

NDVI(正規化植生指数)は、-1.0～1.0 の範囲の値を持ち、一般的に負の値は雲・水域・積雪を、正の値は植生域を示し、植生の活性状態とそのバイオマスとに相関があることが報告されている。したがって、北半球であれば植生の盛んな時期である春から夏にかけて NDVI の値は増加し、その後は減少する。植生の少ない砂漠や乾燥地では年間を通して NDVI は低い値をもつこととなる。しかしながら、このままでは植生タイプの違いや、仮に同植生であったとしても年間の NDVI 変動幅は地域(緯度/経度・標高)によって異なるため、同一のアルゴリズム、又は、同一の閾値設定が困難である。したがって、本研究では新たに NDVI から VCI (Vegetation Condition Index) にデータの変換を行い、この VCI 時系列変化から季節変動をモニタリングすることとする。NDVI から VCI には次の式1によって変換される。

$$VCI(t) = \frac{(NDVI_{(t)} - \min_{NDVI})}{(\max_{NDVI} - \min_{NDVI})} \times 100 \quad (式1)$$

※ NDVI(t) … 時期tの NDVI 画像

※ max_{NDVI} … 各ピクセルの年間最大 NDVI 画像

※ min_{NDVI} … 各ピクセルの年間最小 NDVI 画像

尚、NDVI の負の値は積雪であるとし計算から除外した。ある時期tの VCI(t)は0～100%で表され、画像の各ピクセルに対して年間の変動幅の違いを考慮して、現在の位の年間活性状態にあるかを表すことができる。

4.2 季節の検出

図2に年間の VCI 変化を示す。プロファイル変化が分かりやすいように VCI の前方差分 Δをとると、Δの最大値と成長期(onset)、Δの最小値と落葉後の時期がグランドトゥルースと比較しても良く一致することが分かる。このことから、本研究では時系列変化特性を利用して、各発育段階(成長期、活性期、衰退期、衰退後)の始まりを定義、検出することとした。

4.2.1 成長期(onset)の検出

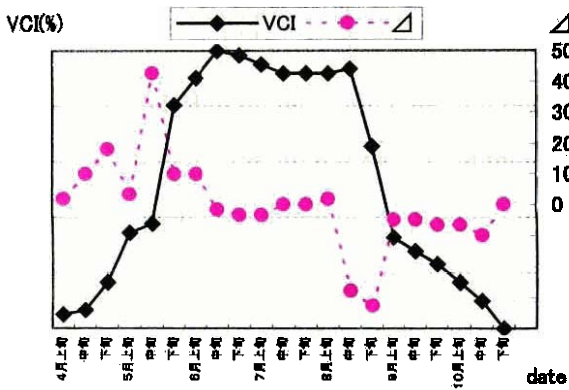


図2 VCIの年間プロフィール

図2から成長期の始まりは年間で最大のVCIの増加率がある時期であることが判る。したがって、各画素単位に時系列データの2項前方差分を計算し、更に2項前方移動平均の最大値を選択していくことにより onset の季節指標画像が作成される。これは、結果的にデータを時系列的に2つ先までを考え、その間の最大増分を生む始点の時期を成長期の始まりと定義することとなる(図3)。ここで、差分の移動平均を採用している理由は、最終的に約20日間におけるVCIの増加率を計算することであり、成長期の期間がこれとほぼ一致するためである。

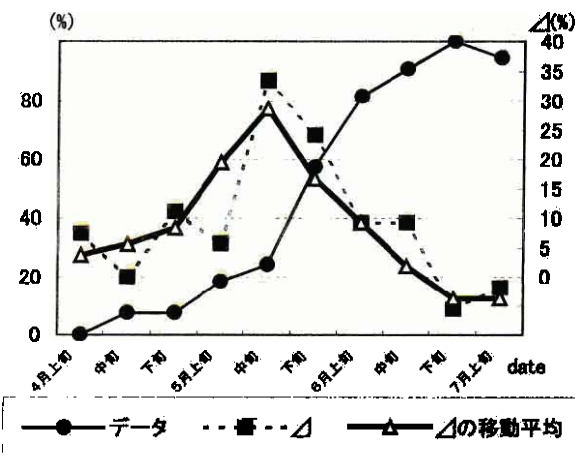


図3 onsetの検出

4.2.2 最大活性期(peak)の検出

最大活性時期はVCIが100%の時期である。

4.2.3 衰退 (offset)

落葉樹林系は紅葉、落葉することにより年間で最大のVCIの減少率が生じる。また、紅葉の始まりから落葉後ま

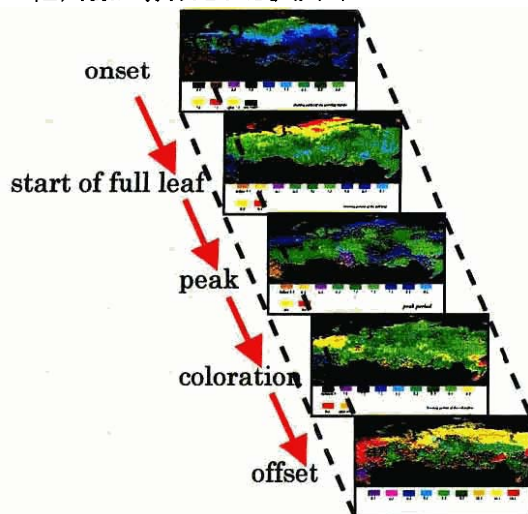
での期間は約2週間から3週間位であるため、onsetの場合と類似した方法で offset の時期を推定する。ここではデータを時系列的に2項後差分を計算し、後方2項移動平均結果の最大値を選択することにより offset の季節指標画像が作成される。

4.2.4 衰退 (coloration)

観測データとVCIプロフィールから紅葉の始まりと判断される時期のVCIの値を統計的に算出した。その結果、本研究ではVCI=79%を閾値と決定し、時系列的に最初にこの値に達する時期を活性期の始まり、次に79%以下になる時期を紅葉の始まりと定義する。

5. 時系列季節変化画像の作成

ここまでで定義された5つの各季節指標画像をピクセルごとに時間的に補間することにより、時系列の季節変化画像が作成される。(図4)



時系列季節変化画像の作成

6. 結果

6.1 標高と onset

標高とフェノロジーとの関係を調べるために、同植生であるとされる地域において緯度変化による影響を避けるため、北緯 60~65・東経 50~70 に関して onset を例にその関係を調べた。図 5 は、標高別に onset 時期の平均値をプロットしたものである。その結果、この地域では標高約 400m までは相関が確認できるが、それ以上の標高では相関がない。このことから、標高と onset の間に相関が見られない部分は高山性の他植生である可能性が考えられる

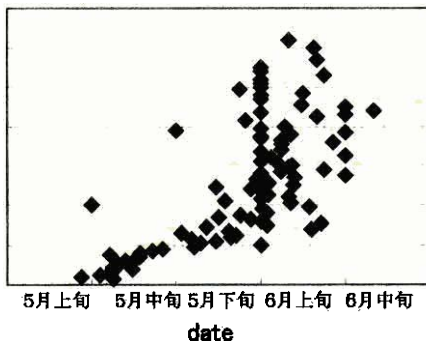


図5 標高と onset の関係

6.2 緯度と季節変化の関係

大陸規模での季節変化と緯度との関係を調べるために、AARS Global 4-min, Land Data Set から落葉針葉樹・落葉広葉樹・常緑針葉樹・草地・混合植生・ツンドラ・その他・のように大分類し直した結果に対して各植生を代表し解析する。研究対象領域内の各植生タイプ別に緯度ごとに各季節の始まる時期を調べることにした。この際、前述で示したように標高の違いによる季節変化のずれを防ぐために標高 400m 以下の地域のみに対して調べた。発育段階別の緯度と季節変化の関係を図 6 a,b,c,d,e に、植生タイプ別の緯度と季節変化の関係を図 7a,b,c,d,e に示す。この結果、図 7a において、成長期の始まる時期は他の時期と比べて緯度による違いが明白に現れているのが分かる。これは、成長期(onset)がどの季節よりも安定に検出されることも1つの要因である。

植生タイプ別に見てみるとそれぞれ固有の緯度変化と季節変化との関係が見られる。特に、ツンドラ植生は緯度が高くなるほど衰退時期、衰退後の時期の変化が著しい。これは、図 7e を見ても分かるように、ツンドラ地域

は高緯度地域へ行くにしたがって活性時期の期間が短い事が分かる。

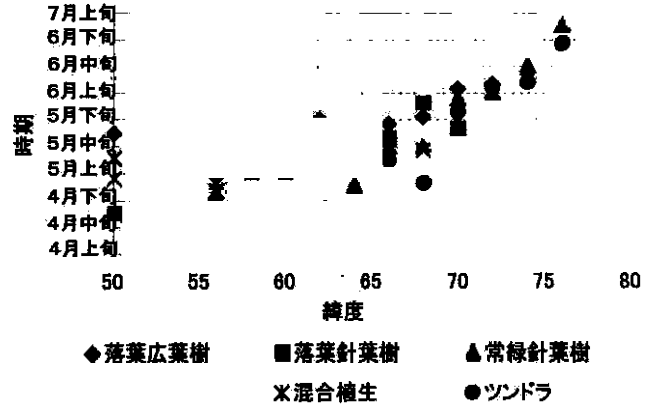


図 6a 成長期 (onset)

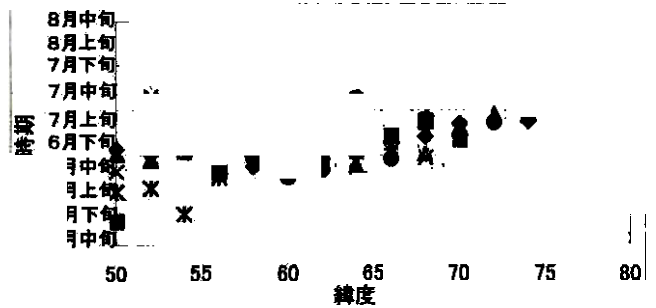


図 6b: 活性期始まり (start of full leaf)

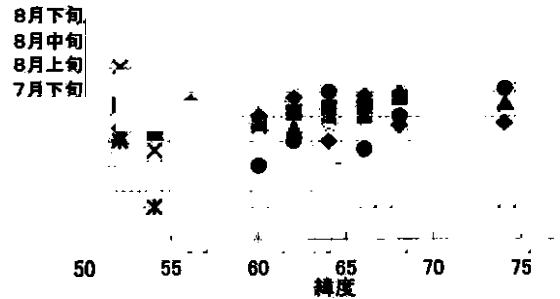


図 6c 最大活性期 (peak)

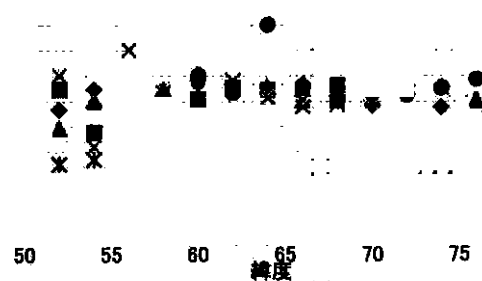


図 6d 衰退開始時期 (coloration)

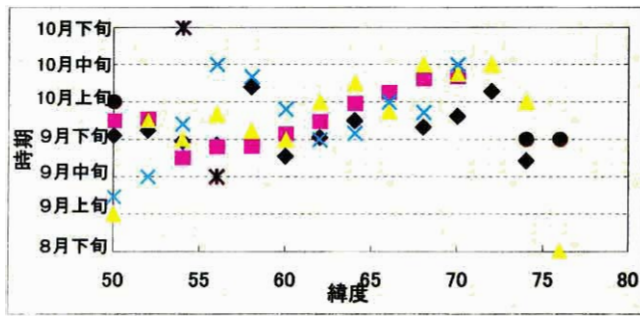


図 6e 衰退期後 (offset)

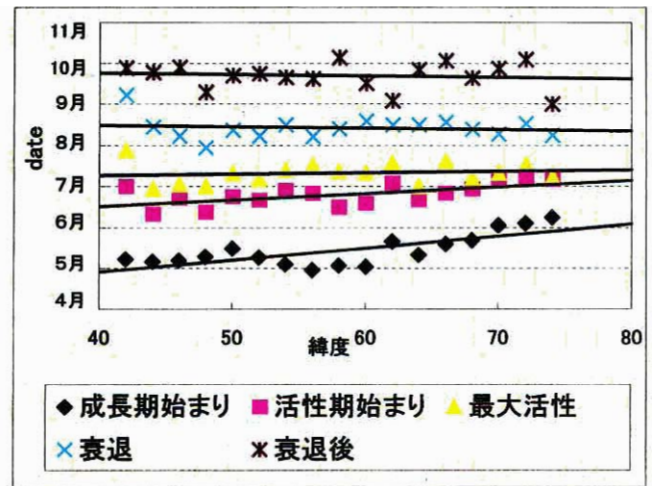
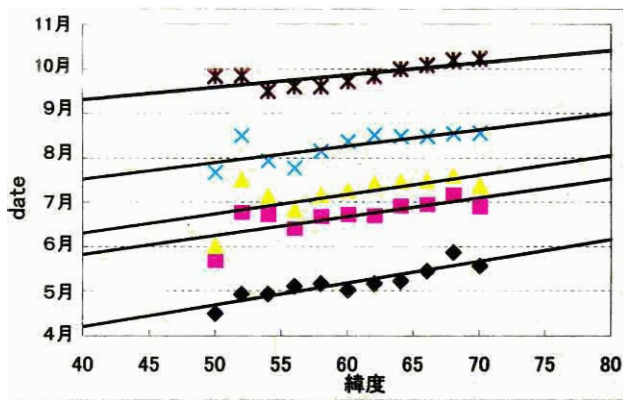


図 7a 落葉広葉樹



7b 落葉針葉樹

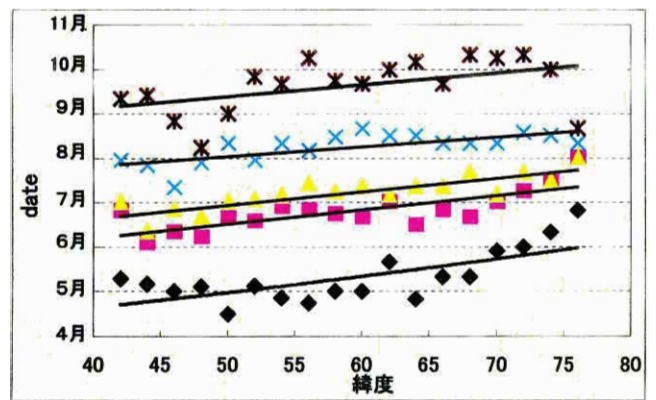


図 7c 常緑針葉樹樹

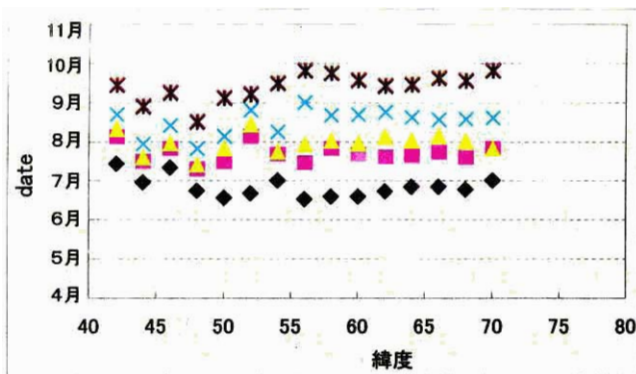


図 7d 草地

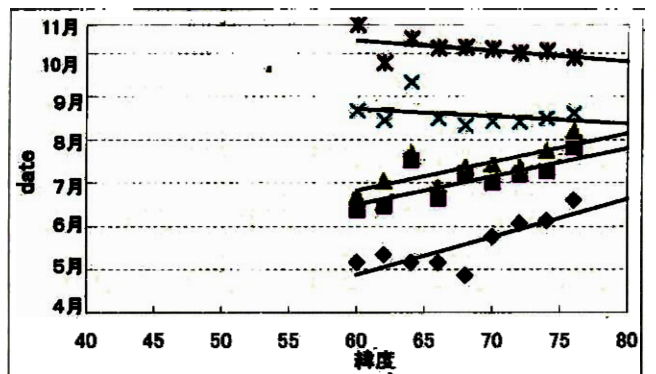


図 7e ツンドラ



図8 1982～1999年の平均 onset 画像

7. まとめと今後の課題

本研究ではNOAA/AVHRRを用いて大陸規模での広域かつ時系列で植生の季節変化のモニタリングを試みた。広域でのモニタリングを可能にするためにNDVIからVCIという指標に変換することにより、同一のアルゴリズム・閾値を広域に適用することが可能となった。この結果、5つのフェノロジーの検出と、これらの時間的かつ空間的な変化を把握することができた。ここで、1982年から1999年の平均 onset 画像を図8に示す。得られた結果から、植生のフェノロジーは地理的な影響を強く反映していることと、植生タイプによってそれぞれ固有のフェノロジー変化が存在することが考えられる。したがって、これらの特徴を利用した新しい植生分類手法も今後の課題として考えられる。

この他、今後の課題として1kmデータへの適用が第一に考えられる。しかしながら、本研究で使用した8kmデータとは、データの作成過程でのサンプリング方法などが異なることから本研究結果とは異なる結果が得られる可能性がある。これは、8kmデータはデータ作成方法によるデータ特性から雲や大気などの影響によるNDVIの値の減少が少ないことから、本研究方法を1kmデータに適用する際には、いかに地上の特性を損なわずに雲や大気などのノイズ成分を取り除くといった、ノイズ補正法も合わせて検討する必要がある。この他、本研究結果の検証や他チャンネル使用によるアルゴリズムの改善、更には、フェノロジーの季節ずれとグローバルな気候・環境変動(エルニーニョなど)との関連についても検討していきたい。

8. 参考文献

1. A System Analysis of the Global Boreal Forest, Edited by Herman H. Shugart, Cambridge University Press
2. Environmental Remote Sensing From Regional to Global Scales, Edited by Giles M. Foody and Paul J. Curran, 1994 John Wiley and Sons Ltd.
3. Development of a Land-Cover Characteristics Database for the Conterminous U.S., Thomas R. Loveland, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, Vol.57, No.11, November 1991, pp.1453-1463
4. The Seasonality of AVHRR Data of Temperate Coniferous Forests: Relationship with Leaf Area Index, Michael A. Spanner, Remote Sensing Environment, 33:97 - 112, 1990
5. 人工衛星による森林地帯の超長期観測ネットワークの開発(海外における森林特性の解明及び環境保全技術、持続的利用技術の開発)、沢田治雄 他、<http://www.labs/kouho/seika/1996/96-22.html>
6. Phenological Change Observation by Landsat TM, 農林水産省 林野庁 森林総合研究所、<http://www.ffpri.affrc.go.jp/labs/fmrt/goin/html/goin-2.html>

7. 日本リモートセンシング研究会編、図解リモートセンシング、(社)日本測量協会、1992
8. 赤池弘次編、時系列解析の実際、朝倉書店、1995
石村貞夫著、すぐわかる統計処理、東京図書株式会社、1994

第7章 第2節 時系列 AVHRR データを用いた土地被覆変化抽出

本研究は時系列 NOAA/AVHRR NDVI と TS (地表面温度) データを用いて土地被覆変化抽出について行った。12 年間の NDVI と TS データの平均データを用いて各年に対して季節ずれを考慮したプロファイルマッチングを行った。その結果各年の NDVI と TS の変化量を用いて回帰分析を行い、その傾きを抽出した。各傾きを NDVI・TS 傾き空間で解析を行うことで、森林伐採や砂漠化地域と森林の増加傾向地域が検出できた。

1 はじめに

グローバル生物地球科学や気候モデルのために地表面グローバルデータセットが重要になってきた (IGBP, 1994; Townshend, 1992)。そこで、リモートセンシングデータは広域性、均質性、周期性などの特徴を持ち、土地被覆研究 (Loveland et al., 1991; Townshend et al., 1987 Tucker et al., 1985) のため幅広く用いられるようになった。大陸規模やグローバル規模の研究は主に NOAA/AVHRR データの NDVI を用いることが多い。NDVI は植物の光合成活動や植物の "greenness" と密接な関係があると言われている (Curran, 1983; Sellers, 1985)。また、グローバル植生被覆情報、特に熱帯林の植生種の範囲と変化を調べることが、グローバル炭素循環や水循環に大きく影響を及ぼすために、重要になってきた (Schlesinger 1991)。そのため、多くの研究が熱帯林のモニタリングや地図化のためにリモートセンシングデータを用いて行われた (FAO, FRA '90, Skole&Tucker 1993, Malingreau et 1993)。そのなかで TREES project では NOAA GAC データを用いて全熱帯林の状態や分布について研究を行った。また、Landsat TM データを用いたローカルな研究も Skole&Tucker(1993)、INPE(1996)、Turner et al., (1994) などによって行われた。土地被覆変化抽出のために時系列 NDVI と TS を用いた研究も幅広く行われた (Lambin & Ehrlich 1997)。土地被覆の変化は原因によって 5 つに分けられる: 1) 気候条件による長期間の自然変化、2) 土壌浸食や植生循環による地形学、生態学変化過程、3) 森林伐採や土地崩壊など人間による人為的变化、4) 乾燥地域と半乾燥地域に影響を及ぼす年気候変化、5) 温室効果など人間の行為による気候変化などがある (Lambin&Strahler 1994)。

本研究では 12 年間の時系列 NDVI と TS データを用いて、年ごとの季節変動による植生変化や 12 年間の植生の傾向について研究を行う。そのために、次の 3 つの方法 1. NDVI の年間プロファイルが不安定な地域を調べる (気候や地形の影響によって NDVI の変化を大きい地域)、2. 火山噴火による NDVI と TS への影響解析、3. 時系列 NDVI と TS データを用いた NDVI・TS 勾配空間での変化について研究を行った。

2 NDVI・TS 空間

衛星データの TS と NDVI データを用いて、地上の生態系特徴を図 1a) のように NSVI・TS 空間に示すことが可能である (Carlson et al., 1990; Gowaard and Hope, 1989; Nemani et al., 1993; Price, 1990)。砂漠地域での TS の変化は地表面の水含量との密接な関係がある。そのため、図 1a) の A 地点は乾燥した砂漠で蒸発が無く、B 地点は湿った砂漠で蒸発が最大になる。また、植生分布が増えると、NDVI と TS は逆関係を持つため (Nemani and Running, 1989)、NDVI は上がり TS は下がる。図 1a) の C は森林地域で地表面からの水分利用率が低いいため植生表面からの蒸散が無い。図 1a) の D は森林地域で十分な水の利用により蒸散も最大である。また、A から C への線上は低い蒸発散を B から D 線上は湿

った条件での蒸発散能である。図 1b)は AVG_NDVI データと AVG_TS データを用いて最大 NDVI 時期を中心に 5 ヶ月データを平均し座標に示した。アフリカの砂漠地域は主に図 1b)の A に分布し、オーストラリアの砂漠地域は B に分布する。ステップ領域（黒海周辺、シベリア、中国東部、北米、インド）は C に分布する。D は赤道付近の熱帯林で南米や中央アフリカが主な地域である。E はヨーロッパ、北米とロシアなど赤道から離れた森林地域である。F は高山地域で南米とヒマラヤ地域に分布する。G は年間 NDVI と TS 共に低い南極と北極地域である。

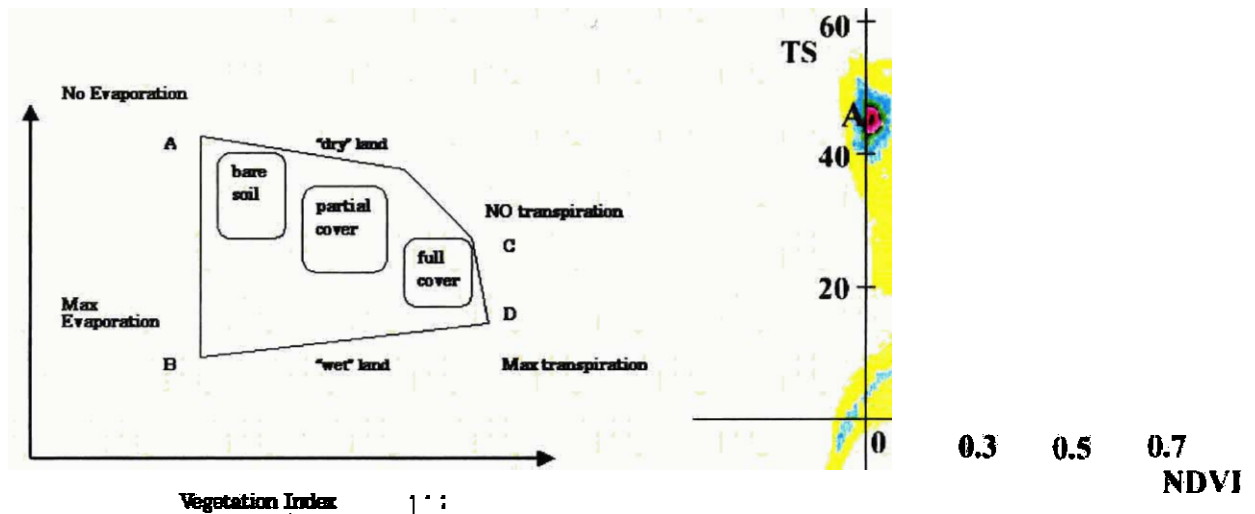


図 1 a) Ts と NDVI 空間説明

図 1 b) 実際データ

3 季節ずれを考慮したプロファイルマッチング法

時系列 NDVI データを用いて年毎の植生変化や土地被覆変化を抽出するためには、それぞれの年と比較を行う基準となるデータが必要である。そこで、各画素に対して毎年同時期のデータを高い順に並べ、2 番目から 6 番目（5 年分）の平均 NDVI (AVG_NDVI) とその標準偏差 NDVI (STD_NDVI) を求めた。NDVI と同じ方法で TS も平均 TS (AVG_TS) と標準偏差 TS (STD_TS) を作成した。AVG_NDVI データと STD_NDVI データを用いて、各年に対してその変化量を定量的に調べることができる。そのとき注意することは、季節のずれを考慮する必要がある。そのため、本研究では季節ずれを考慮したプロファイルマッチングを行った。最大 NDVI 時期から前後 7 ヶ分（10-day 単位：5 ヶ月分）の年間プロファイルと AVG_NDVI プロファイルとのマッチングを行う。最大 NDVI 時期が存在する地域で植生の変化を調べるためには、植生が成長し変化する時期のみを調べる必要がある。高緯度地域において NDVI が低くなる時期（冬）は SZA の影響を受け易くまた、雪による NDVI の変化も考えられる。また、季節ずれによる NDVI プロファイルのずれも考えられるため、式 1) のように AVG_NDVI と年 NDVI データ間のマッチングも季節ずれに合わせてマッチングを行う必要がある。そこで、季節ずれを考慮し、最大 NDVI 時期を中心に前後 2 (10-Day コンポジット) 時期、5 回のプロファイルマッチングを行う。式 1) のように、年間データと AVG_NDVI データとの差に偏差データで割った値（偏差値）の絶対値の和を総合偏差量 (GAP) として表す。また、年間データと AVG_NDVI データとの差の和（総合変化量 TOT）求める。5 回行ったプロファイルマッチングの結果から総合偏差量が一番少ない時期の総合変化

$$GAP_i = \sum_{T=P-8}^{T=P+6} |(AVG_T - NDVI_{T+i}) / STD_T|$$

$$TOT_i = \sum_{T=P-8}^{T=P+6} (AVG_T - NDVI_{T+i}) \quad \text{式 1)}$$

量が季節ずれを考慮したマッチング結果である。

Where

i: gap of the peak time (i= -2, -1, 0, 1, 2) unit: 10-day

GAP: Total value of season gap, AVG: Average NDVI value, STD: Standard deviation value of NDVI

TOT: Total change quantity, P: Peak time of AVG NDVI profile

4 12年間の NDVI と TS の変化傾向抽出

時系列データを用いたグローバル土地被覆変化抽出のためには、異常気象による地表面の一時的な変化や火山灰による大気エアロゾルの影響を取り除く必要がある。そのため、多くの研究者はフィリピンのピナトゥボ火山の影響を取り除くために 1991 年と 1992 年のデータを用いないことが多い。しかし、表 1 に示したように 1982 年から 1993 年まで、成層圏に火山灰が注入されたと思われる回数が 12 回、噴火高度が低いものを含むと 30 件以上もある。そのため、火山灰の影響を取り除くために 1991 年と 1992 年のデータのみを用いないことは妥当ではない。また、火山灰の影響を取り除くために火山噴火が起きていない時期や地域のみを選ぶのは大変困難である。

表 1 近年の主な噴火

| 火 山 | 年 月 | 噴火高度 | 火 山 | 年 月 | 噴火高度 |
|----------------|---------|------|----------------|----------|------|
| エルチチョン (メキシコ) | 1982. 3 | 25km | リダウト (アラスカ) | 1989. 12 | 15km |
| ガルングン (インドネシア) | 1982. 4 | 33km | ピナトゥボ (フィリピン) | 1991. 6 | 30km |
| マヨン (フィリピン) | 1984. 9 | 15km | バドソン (チリ) | 1991. 8 | 18km |
| オーガスティン (アラスカ) | 1986. 3 | 21km | スパー (アラスカ) | 1992. 6 | 18km |
| パブロフ (アラスカ) | 1986. 4 | 15km | ラスカール (チリ) | 1993. 4 | 25km |
| バンダアピ (インドネシア) | 1988. 5 | 16km | シェベルチ (カムチャッカ) | 1993. 4 | 20km |

そこで、本研究では 12 年間の総合変化量 (TOT) を用いて NDVI と TS の最小 2 乗法による 1 次近似直線の勾配を求めた。このとき、12 年分のデータを全ては用いずに、図 2) のように近似線から残差が大きい順に 3 つを取り除いた 9 年分のデータを用いた。その結果、図 3a) の NDVI の場合、北緯 15° 付近 (インドシナ半島、メキシコ、アフリカ) の地域では 1981 年と 1991 年のデータが、赤道付近 (アフリカ、中央南米、東南アジア) の地域は 1982 年と 1992 年のデータが主に取り除かれたことがわかる。緯度によって火山噴火の影響が異なる原因は、その地域の最大植生時期が異なり (東南アジアは 2 ~3 月、インドシナ半島は 8~9 月) プロファイルマッチングのために用いた時期が異なるからである。しかし、図 3b) の TS は NDVI とは異なって 1988 年と 1993 年は主に低い値がまた 1989 年と 1990 年

は主に高い値が全世界的に広い分布で取り除かれたことがわかる。その原因として考えられるのは観測時間のずれで SZA が大きく異なるからである。火山噴火の影響によりデータが取り除かれた地域は確認できない。TS が NDVI より火山灰の影響を受けない原因としては 1. 熱赤外波長代は可視域や近赤外域の波長代より長い波長であるため火山灰の影響が少ない 2. 可視域センサーと近赤外センサーに異なる影響を及ぼすため、非演算を行う際火山灰の影響が大きく現れる。

5 NDVI・TS 勾配空間

各画素に対して求めた NDVI と TS の 1 次近似線の勾配を NDVI・TS 勾配空間に示すと図 14 のようになる。X 軸は NDVI の 12 年間勾配で中心から+方向に離れるほど NDVI の増加傾向、-方向に離れるほど NDVI の減少傾向を意味する。Y 軸の X 軸と同様で TS の増加と減少を意味する。各軸の単位は Digital Number(DN)での傾きであるため、それぞれの DN1 の値は、X 軸は NDVI の値で 0.008、Y 軸は TS の値で 0.5°Cである。また、各画素は 2 次元座標に表してあるため原点からの長さや角度によって特徴つけることが容易になる。例えば、X 軸に近いほど TS より NDVI の変化が強い地域である。また、Y 軸に近いほど NDVI より TS の変化が強い地域である。角度が 90 度以下になる第 1 領域では NDVI と TS がともに増加傾向、角度が 90~180 度以内は第 2 領域で NDVI が減少傾向で TS は増加傾向、角度が 180~270 度以内は第 3 領域で NDVI と TS が減少傾向、角度が 270~360 以内は第 4 領域で NDVI が増加傾向で TS は減少傾向である。土地被覆変化による森林伐採や砂漠化の現象としては NDVI が減少し TS が増加する傾向であり、NDVI・TS 勾配空間の第 2 領域である。また、森林の増加現象としては NDVI が増加し、TS が減少する現象で NDVI・TS 勾配空間の第 4 領域である。例えば図 1b)から C に属する領域から NDVI が増加し TS が減少すると D 又は E の方向に移動する。逆の現象は C から B の方向に移動するパターンである。図 4)の NDVI・TS 勾配空間頻度ヒストグラムから見ると NDVI は全般的に増加傾向を持つ地域が多い。非常に高い NDVI や TS の変化傾向を持つ地域は海岸線に多い。これは NDVI と TS が安定しない地域の一つである。図 5) はそれぞれ NDVI・Ts 勾配空間の第 1,2,3,4 領域を表した画像である。黄色のところは傾き空間座標中心から距離が 2 以下の地域である。白色は他の領域によって使用されてある地域である。赤色は NDVI より TS の変化傾向が強い地域、青色は TS より NDVI の変化傾向が強い地域、緑色は NDVI と TS 両方の変化傾向が見られる地域である。図 5 の AREA4 の分布は土地被覆と比較すると地域的に半乾燥地域や草地や農地が分布していることがわかる。また、AVG_NDVI データから最大 NDVI 時期を中心に 5 ヶ月間平均し、図 5 の AREA4 と比較すると、主に NDVI の値が 0.2~0.35 の間に存在することが分かる。例えば、カザフスタンの北部地域は半乾燥地域と草地の特徴としては降水量が植生の成長に重要であるが、それより雨が降る時期がもっとも重要であると言われている(カザフスタンの半乾燥地域では 3~4 月の降雨量によって植生の成長が決まる: 図 6 は 1996 年カザフスタン現地観測による写真である)。図 5 の AREA2 は NDVI の減少傾向地域は主に森林地域に分布していることが多い。注意することは NDVI が安定しない領域 (STD_NDVI 画像) に対する傾向は実際の地表面の変化より季節変化や異常気象による影響が残っている可能性が高い。例えば図 5b) でのブラジルの東部は季節のずれによる植生の変化が激しい地域であるため、NDVI・TS 勾配空間の AREA2 に分布する画素が多いが森林伐採や砂漠化による結果であるとは言えない。

6 結論

本研究は時系列 NOAA/AVHRR NDVI と TS を用いて土地被覆変化抽出について行った。前処理とし

て NDVI データに影響を与える要因を調べた。その結果、年間の NDVI プロファイルが安定する地域と不安定な地域を抽出した。年間 NDVI プロファイルが安定しない地域の要因としては地形の影響によって雲ができ易い地域、気候条件によって植生が不安定な地域、またブロッキングの影響によって異常気象が起こり易い地域などがあることがわかった。また、12 年間の NDVI と TS データの平均データを用いて各年に対して季節ずれを考慮したプロファイルマッチングを行った。その結果、異常気象の影響や火山噴火の影響による NDVI の変化や観測時間の変化による TS への影響も調べることができた。12 年間の中で異常気象、火山噴火、観測時間のずれによる衛星データの変化を取り除いて回帰分析を行い、その勾配を抽出した。各勾配を NDVI・TS 傾き空間で解析を行うことで、森林伐採や砂漠化地域と森林の増加傾向地域が検出することができた。

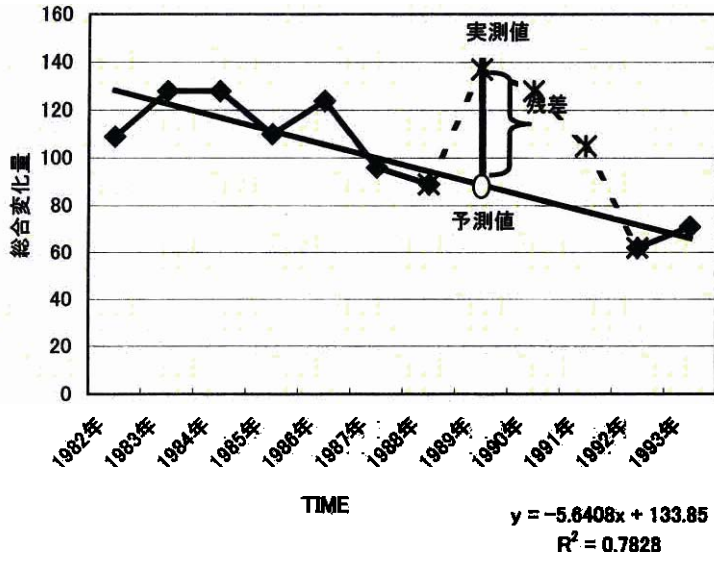
今後の課題

本研究は衛星データのプロファイルのみを用いた研究であるため、NDVI や TS の変化傾向の原因を検証するが大変困難である。そこで、植生の成長において重要な要素である気温、降雨量、湿度など気象データの変化も共に調べる必要がある。

REFERENCES

- Carlson, T. N., Perry, E. M., and Schmugge, T. J. 1990, Remote sensing of soil moisture availability and fraction vegetation cover for agriculture fields. *Agric. For. Meteorol.* Vol.52. pp. 45-69.
- Cihlar, J. and Howarth, J. 1994, Detection and Removal of Cloud Contamination from AVHRR Images, *IEEE Trans. Geosci. and remote sensing*, Vol. 32, pp 583 – 589.
- Hellden, U., 1991, Desertification – Time for an Assessment? *AMBIO*. Vol. 20, pp. 372-383.
- James, M. E., and Kalluri, S. N. V. 1994, The Pathfinder AVHRR land data set: an improved coarse resolution data set for terrestrial monitoring, *Int. J. Remote Sens.* Vol. 15. pp. 3347-3364.
- Park, J. G. Tateishi, R. and Masuoka, M., 1999, A proposal of the Temporal Window Operation (TWO) method to remove high-frequency noises in AVHRR NDVI time series data. *Journal of the Japan Society Photogrammetry and Remote Sensing*, VOL 38, pp. 36-47.
- Price, J. C. 1984, Land surface temperature measurements from the split-window channels of the NOAA 7 advanced very high resolution radiometer. *J. Geophys. Res.* Vol.85. pp. 7231-7237.
- Lambin. E. F., and Strahler. A. H., 1994, Change-Vector Analysis in Multitemporal Space: A Tool To Detect and Categorize Land-Cover Change Processes Using High Temporal-Resolution Satellite Data. *Remote Sens. Environ.* 48:231 – 244.

回帰分析(1次近似)



AREA 2

AREA 1



AREA 3

AREA 4



図 2) 最小 2 乗法による 1 次近似線の勾配の求め方

図 4) TS と NDVI 傾向空間頻度ヒストグラム

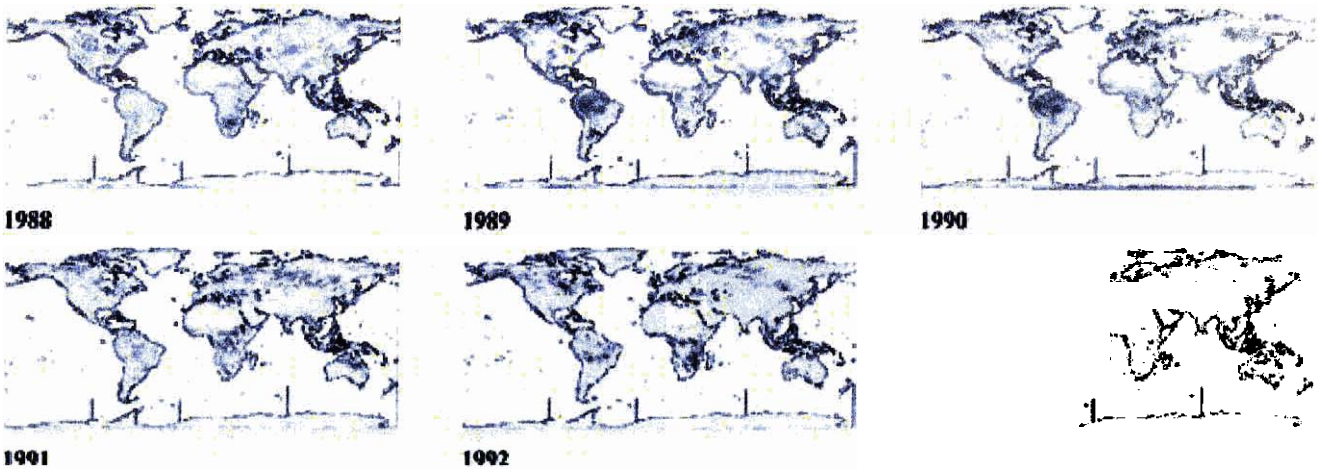


図 3a) abnormal area by NDVI (12 年間の勾配を求めるとき取り除かれた地域)

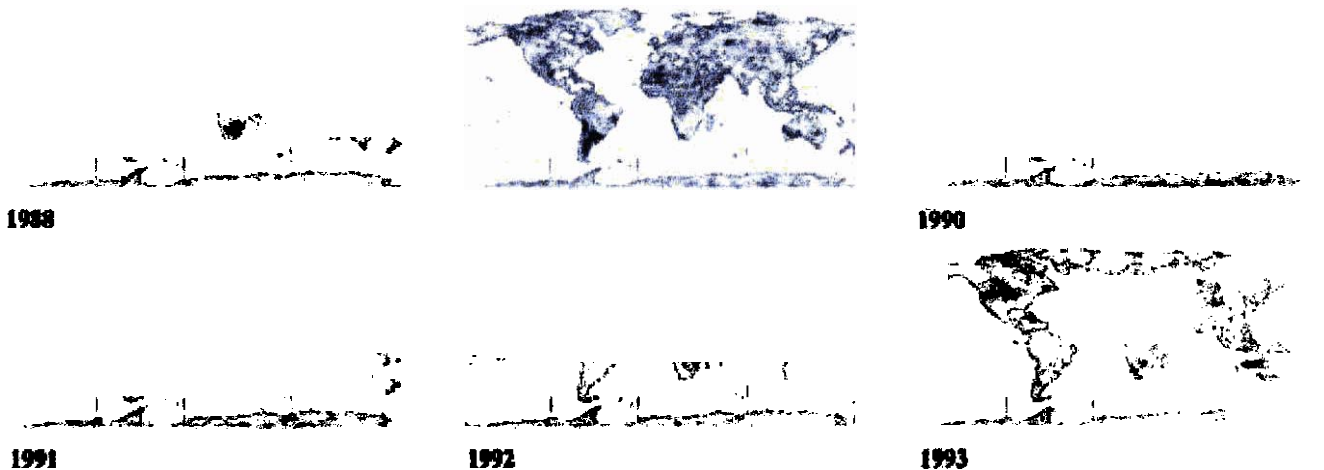
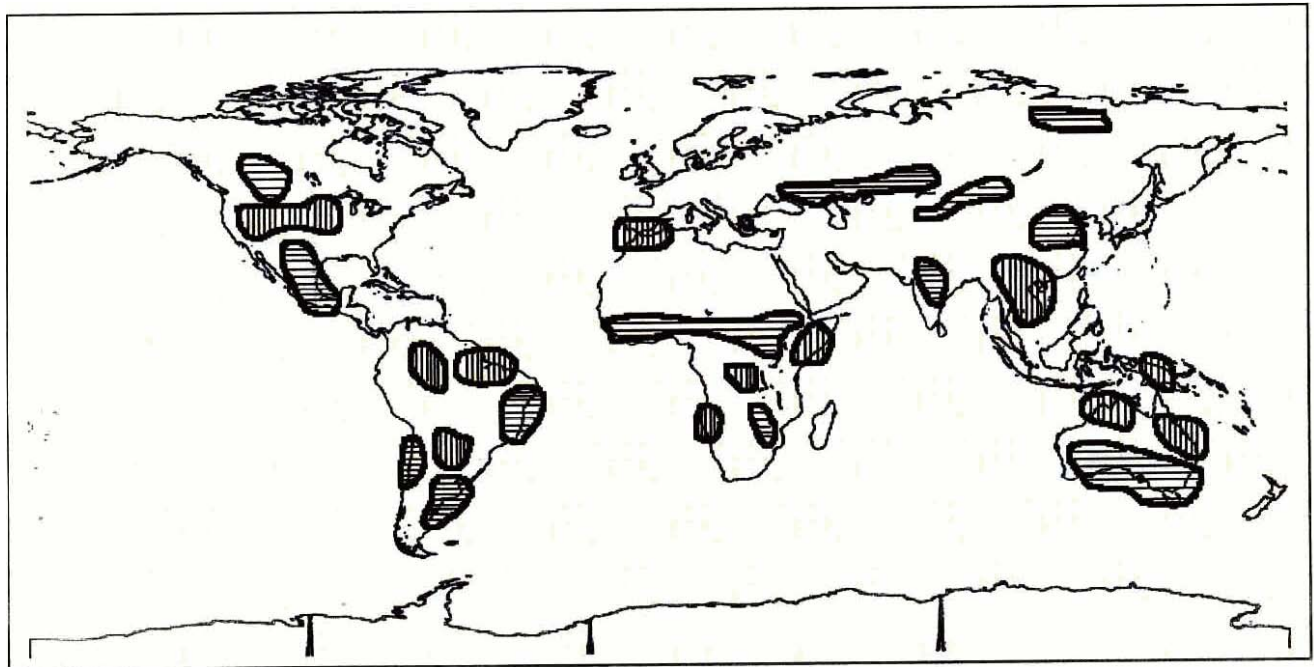
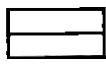


図 3b) abnormal area by TS (12 年間の勾配を求めるとき取り除かれた地域)



NDVI・TS 勾配空間の AREA2



NDVI・TS 勾配空間の AREA4

図 5) NDVI・TS 勾配画像



小麦畑



半乾燥地域

図 6) 1996 年カザフスタン現地観測写真

第8章 結論

本研究の成果

本研究の成果は以下のとおりである。

- ① 全アジアの土地被覆変動を調べる基礎情報として、全アジアの土地被覆データセットを作成した。これは、1992年のNOAA AVHRR データから phenology 情報に基づいて作成したものである。CD-ROMの形態で世界中の研究者に配布中である（詳細は第6章第2節参照）。
- ② 時系列衛星データによる土地被覆分類の新しい手法を開発した。これは Bayes の決定則に植生の増加・減少を示すパラメータを追加する考え方である（詳細は第6章第1節参照）。
- ③ 1981年以降が入手可能な NOAA AVHRR データ (Pathfinder AVHRR Land Data Set) の特性を明らかにし（詳細は第3章参照）、雲除去を中心とする高調波成分のノイズ除去の新しい手法を開発した（詳細は第5章第1節参照）。また、太陽天頂角が AVHRR NDVI に及ぼす影響を調べ、60度以上の場合には AVHRR NDVI の補正が困難であり、使用に適さないことを明らかにした（詳細は第5章第2節参照）。
- ④ 前項の補正法を適用した1981年以降の時系列 NOAA AVHRR NDVI の変動から土地被覆変化の可能性のある地域を抽出した。また、シベリアにおける植生の季節変動を調査した。（詳細は第7章参照）

今後なすべき研究

本研究の成果を踏まえて、今後進めるべき研究は以下のとおりである。

- ① 衛星データから土地被覆分類および土地被覆変化の情報を抽出する場合の training sample data および validation data として グランドトゥルス・データベースが必要である。これは、世界で行われている土地被覆マッピング・モニタリングに共通して利用できる形態が望ましい。世界の土地被覆マッピング・モニタリングの研究者で共同で グランドトゥルス・データベースを構築する体制が必要である。
- ② 本研究では光学センサによる植生の phenology 情報を主として、熱赤外センサによる地表面推定温度を副次的に利用して土地被覆モニタリングを行った。合成開口レーダー(SAR)の利用は森林密度など新たな情報を得ることができるとともに、雲の多い地域にも有利である。土地被覆モニタリングに対する SAR の利用は今後の課題である。
- ③ 本研究ではあらかじめ設定した土地被覆分類システム（分類項目）にしたがって、分類した。実際の土地被覆状況により近く記述するためには、少数代表土地被覆タイプの単位面積内の面積%による記述が望ましい。たとえば、植生被覆%、森林%、農地%、草地%などである。このためには、

解像度 250m 以上の広域低解像度衛星データと 50m 以下の狭域中解像度衛星データおよびグランド
トランスデータの利用が必要である。また、面積%の抽出手法としては linear mixture model およ
びその改良手法を検討する必要がある。