

2010 年度 修士論文

衛星データと作物モデルのデータ同化による

冬小麦収穫量の推定

A Study of Estimating Winter Wheat Yields by Using
Satellite Data Assimilation with Crop Growth Model

桑田 賢太郎

Kuwata, Kentaro

東京大学大学院新領域創成科学研究科

社会文化環境学専攻

目次

| | |
|---|-----------|
| 第1章 はじめに | 1 |
| 1.1 世界をとりまく穀物の現状と穀物生産量推定の重要性 | 1 |
| 第2章 既往研究のレビューと本研究の目的 | 3 |
| 2.1 穀物モデルによる穀物収穫量推定の既往研究 | 3 |
| 2.2 衛星リモートセンシングの技術 | 3 |
| 2.3 衛星リモートセンシングによる穀物収穫量推定の既往研究 | 4 |
| 2.4 データ同化を用いた推定手法 | 5 |
| 2.4.1 データ同化とは | 5 |
| 2.4.2 データ同化手法の種類 | 5 |
| 2.4.3 データ同化を用いた穀物収穫量推定の既往研究 | 6 |
| 2.5 本研究の目的 | 10 |
| 第3章 作物モデル | 11 |
| 3.1 作物モデルによるバイオマス生産 | 11 |
| 3.2 DSSAT-CSM | 12 |
| 3.2.1 気候データ | 12 |
| 3.2.2 遺伝的パラメータ | 13 |
| 3.2.3 環境パラメータ | 13 |
| 3.2.4 出力データ | 14 |
| 3.2.5 推定したホクシンの遺伝パラメータによる結果 | 14 |
| 第4章 感度分析 | 15 |
| 4.1 感度分析とは | 15 |
| 4.2 本研究の感度分析手法 | 15 |
| 4.2.1 各パラメータと DSSAT-CSM によるアウトプットとの関係 | 15 |
| 4.2.2 遺伝的パラメータの感度分析 | 23 |
| 4.2.3 環境パラメータの感度分析 | 26 |

| | | |
|---------------|--|-----------|
| 4.2.4 | 各環境パラメータの播種後の経時的感度分析 | 30 |
| 第 5 章 | 研究対象地域 | 46 |
| 第 6 章 | 衛星データ | 48 |
| 6.1 | 衛星データによる光合成有効放射量の推定 | 48 |
| 6.1.1 | 衛星の PAR からの日射量推定 | 49 |
| 6.2 | 衛星データによる葉面積指数 (LAI) | 49 |
| 6.3 | 衛星データによる総一次生産量 (GPP) | 50 |
| 6.4 | 地球資源観測衛星 Landsat | 51 |
| 6.4.1 | Landsat 画像による十勝地方のモニタリング | 53 |
| 第 7 章 | データ同化 | 61 |
| 7.1 | 本研究が目指すデータ同化 | 61 |
| 7.2 | データ同化に用いる観測データ及び、調整するパラメータ | 61 |
| 7.3 | 感度分析の結果からみた、効果的なデータ同化 | 62 |
| 7.4 | DSSAT-CSM と 衛星データの違いからみた、効果的なデータ同化 | 62 |
| 7.5 | 本研究が提案するデータ同化手法 | 70 |
| 第 8 章 | 衛星データによる結果 | 71 |
| 8.1 | 衛星で推定した PAR | 71 |
| 第 9 章 | 衛星データと作物モデルによるデータ同化の結果 | 75 |
| 9.1 | データ同化による推定精度 | 75 |
| 9.2 | 実際の播種日とデータ同化で選択した播種日の違い | 77 |
| 9.3 | 十勝地方における収穫量分布図 | 77 |
| 第 10 章 | 考察 | 79 |
| 10.1 | 衛星データの有用性 | 79 |
| 10.1.1 | 衛星の日射量 | 79 |
| 10.1.2 | 衛星の LAI | 80 |
| 10.2 | 作物モデルによる収穫量推定 | 81 |
| 10.3 | データ同化を用いた収穫量推定 | 82 |
| 第 11 章 | 今後の展望 | 83 |

表 目 次

| | | |
|-----|--|----|
| 3.1 | 遺伝的パラメータ | 13 |
| 3.2 | 十勝農業試験場の実際の冬小麦収穫量と DSSAT-CSM で推定した収穫量. . . | 14 |
| 5.1 | 十勝農業試験場でのホクシンの播種日, 追肥投入日と収穫量 | 46 |
| 5.2 | 十勝農業試験場での基肥量, 及び追肥投入量 | 47 |
| 5.3 | 10 月 20 日における, 十勝農業試験場で報告された小麦の葉数と DSSAT-CSM が計算した葉数. | 47 |
| 9.1 | 実際の播種日とデータ同化で選択した播種日. | 77 |

目 次

| | |
|--|----|
| 4.1 単位面積当り収穫量と生育期間における積算 LAI の密度分布図 (試行回数 20,000). | 17 |
| 4.2 単位面積当り収穫量と生育期間における積算 LAI の密度分布図 (試行回数 5000). | 18 |
| 4.3 単位面積当りの収穫量の度数分布図. | 19 |
| 4.4 積算 LAI の度数分布図. | 20 |
| 4.5 単位面積当り収穫量と TWAD の密度分布図 (試行回数 20,000). | 21 |
| 4.6 単位面積当り収穫量と TWAD の密度分布図 (試行回数 5,000). | 22 |
| 4.7 遺伝的パラメータと単位面積当り収穫量の相関係数. | 24 |
| 4.8 遺伝的パラメータと積算 LAI の相関係数. | 25 |
| 4.9 環境パラメータと単位面積当り収穫量の相関係数. | 27 |
| 4.10 環境パラメータと積算 LAI の相関係数. | 28 |
| 4.11 播種後の LAI の生長変動 (試行回数 120,000). | 29 |
| 4.12 播種後の各日における, DSSAT で計算した LAI と播種日の相関係数 (2003). | 31 |
| 4.13 播種後の各日における, DSSAT で計算した LAI と播種日の相関係数 (2004). | 31 |
| 4.14 播種後の各日における, DSSAT で計算した LAI と播種日の相関係数 (2005). | 32 |
| 4.15 播種後の各日における, DSSAT で計算した LAI と播種日の相関係数 (2006). | 32 |
| 4.16 播種後の各日における, DSSAT で計算した LAI と播種日の相関係数 (2007). | 33 |
| 4.17 播種後の各日における, DSSAT で計算した LAI と播種日の相関係数 (2008). | 33 |
| 4.18 播種後の各日における, DSSAT で計算した LAI と播種量の相関係数 (2003). | 34 |
| 4.19 播種後の各日における, DSSAT で計算した LAI と播種量の相関係数 (2004). | 34 |
| 4.20 播種後の各日における, DSSAT で計算した LAI と播種量の相関係数 (2005). | 35 |
| 4.21 播種後の各日における, DSSAT で計算した LAI と播種量の相関係数 (2006). | 35 |
| 4.22 播種後の各日における, DSSAT で計算した LAI と播種量の相関係数 (2007). | 36 |
| 4.23 播種後の各日における, DSSAT で計算した LAI と播種量の相関係数 (2008). | 36 |

| | |
|--|----|
| 4.24 播種後の各日における, DSSAT で計算した LAI と基肥窒素投入量の相関係数 (2003). | 37 |
| 4.25 播種後の各日における, DSSAT で計算した LAI と基肥窒素投入量の相関係数 (2004). | 37 |
| 4.26 播種後の各日における, DSSAT で計算した LAI と基肥窒素投入量の相関係数 (2005). | 38 |
| 4.27 播種後の各日における, DSSAT で計算した LAI と基肥窒素肥料投入量の相関係数 (2006). | 38 |
| 4.28 播種後の各日における, DSSAT で計算した LAI と基肥窒素肥料投入量の相関係数 (2007). | 39 |
| 4.29 播種後の各日における, DSSAT で計算した LAI と基肥窒素肥料投入量の相関係数 (2008). | 39 |
| 4.30 播種後の各日における, DSSAT で計算した TWAD と播種日の相関係数 (2003). | 40 |
| 4.31 播種後の各日における, DSSAT で計算した TWAD と播種日の相関係数 (2004). | 40 |
| 4.32 播種後の各日における, DSSAT で計算した TWAD と播種日の相関係数 (2005). | 41 |
| 4.33 播種後の各日における, DSSAT で計算した TWAD と播種日の相関係数 (2006). | 41 |
| 4.34 播種後の各日における, DSSAT で計算した TWAD と播種日の相関係数 (2007). | 42 |
| 4.35 播種後の各日における, DSSAT で計算した TWAD と播種日の相関係数 (2008). | 42 |
| 4.36 播種後の各日における, DSSAT で計算した TWAD と播種量の相関係数 (2003). | 43 |
| 4.37 播種後の各日における, DSSAT で計算した TWAD と播種量の相関係数 (2004). | 43 |
| 4.38 播種後の各日における, DSSAT で計算した TWAD と播種量の相関係数 (2005). | 44 |
| 4.39 播種後の各日における, DSSAT で計算した TWAD と播種量の相関係数 (2006). | 44 |

| | | |
|------|---|----|
| 4.40 | 播種後の各日における,DSSAT で計算した TWAD と播種量の相関係数 (2007). | |
| | 45 | |
| 4.41 | 播種後の各日における,DSSAT で計算した TWAD と播種量の相関係数 (2008). | |
| | 45 | |
| 6.1 | 1999 年 9 月 28 日に北海道東 (十勝地方上空) で Landsat によって撮影され た衛星画像. | 52 |
| 6.2 | 2000 年 10 月 16 日に 十勝地方上空で撮影された Landsat 画像. | 54 |
| 6.3 | 図 6.2 の Landsat 画像から作成した十勝地方上空の NDVI. | 55 |
| 6.4 | 2000 年 6 月 17 日の Landsat で撮影された十勝農業試験場の上空写真. . . . | 56 |
| 6.5 | 2000 年 6 月 17 日の Landsat の衛星画像から計算した NDVI. | 56 |
| 6.6 | 2000 年 8 月 13 日に Landsat で撮影された十勝農業試験場の上空写真. . . . | 57 |
| 6.7 | 2000 年 8 月 13 日の Landsat の衛星画像から計算した NDVI. | 57 |
| 6.8 | 2000 年 10 月 16 日に Landsat で撮影された十勝農業試験場の上空写真. . . . | 58 |
| 6.9 | 2000 年 10 月 16 日の Landsat の衛星画像から計算した NDVI. | 58 |
| 6.10 | 2000 年 11 月 17 日に Landsat で撮影された十勝農業試験場の上空写真. . . . | 59 |
| 6.11 | 2000 年 11 月 17 日の Landsat の衛星画像から計算した NDVI. | 59 |
| 6.12 | 2001 年 2 月 20 日に Landsat で撮影された十勝農業試験場の上空写真. . . . | 60 |
| 6.13 | 2001 年 2 月 20 日の Landsat の衛星画像から計算した NDVI. | 60 |
| 7.1 | DSSAT-CSM で推計した LAI と MODIS の LAI (2003 - 2004). | 64 |
| 7.2 | DSSAT-CSM で推計した LAI と MODIS の LAI (2004 - 2005). | 64 |
| 7.3 | DSSAT-CSM で推計した LAI と MODIS の LAI (2005 - 2006). | 65 |
| 7.4 | DSSAT-CSM で推計した LAI と MODIS の LAI (2006 - 2007). | 65 |
| 7.5 | DSSAT-CSM で推計した LAI と MODIS の LAI (2007 - 2008). | 66 |
| 7.6 | DSSAT-CSM で推計した LAI と MODIS の LAI (2008 - 2009). | 66 |
| 7.7 | DSSAT-CSM で推計したバイオマス生産量と Terra/MODIS, Aqua/MODIS の GPP から推計したバイオマス生産量 (2003 - 2004). | 67 |
| 7.8 | DSSAT-CSM で推計したバイオマス生産量と Terra/MODIS, Aqua/MODIS の GPP から推計したバイオマス生産量 (2004 - 2005). | 67 |
| 7.9 | DSSAT-CSM で推計したバイオマス生産量と Terra/MODIS, Aqua/MODIS の GPP から推計したバイオマス生産量 (2005 - 2006). | 68 |

| | | |
|------|---|----|
| 7.10 | DSSAT-CSM で推計したバイオマス生産量と Terra/MODIS, Aqua/MODIS の GPP から推計したバイオマス生産量 (2006 - 2007). | 68 |
| 7.11 | DSSAT-CSM で推計したバイオマス生産量と Terra/MODIS, Aqua/MODIS の GPP から推計したバイオマス生産量 (2007 - 2008). | 69 |
| 7.12 | DSSAT-CSM で推計したバイオマス生産量と Terra/MODIS, Aqua/MODIS の GPP から推計したバイオマス生産量 (2008 - 2009). | 69 |
| 8.1 | アジアにおける PAR の通年平均分布図 (2003 - 2009). | 72 |
| 8.2 | 衛星の PAR から推定した日射量と松本のアメダスで観測された日射量. | 73 |
| 8.3 | 2005 年の 衛星の PAR から推定した日射量と松本のアメダスで観測された 日射量. | 74 |
| 9.1 | DAP 200 から 250 の間でデータ同化した収量と全期間でデータ同化した収量 | 76 |
| 9.2 | データ同化によって推定した 2005 年の十勝地方の冬小麦収穫量 | 78 |
| 9.3 | MCD12Q1 による土地被覆図. | 78 |

第1章 はじめに

1.1 世界をとりまく穀物の現状と穀物生産量推定の重要性

世界中で栽培されている農作物の総栽培面積約 15 億 ha の内、約半分が穀物だといわれており、世界で最も多く栽培されている農作物は穀物である (FAOSTAT). しかし過去 50 年間、農作物の栽培面積は約 1 億 ha 程しか増加しておらず、穀物に関してはほとんど変化していない。代わりに大豆などの油用作物の栽培面積が近年増加している。それにも関わらず、世界の穀物生産量は 1961 年の約 9 億 3,000 万 t から 2005 年には 2.4 倍の 22 億 4,000 万 t に増加した (Monfreda *et al.*, 2008[17]). つまり栽培面積を広げずに生産量を増やすため、人類は単位面積当りの収穫量を増加させた。これは 50 年間の世界人口の増加率約 2 倍よりも高い。20 世紀に入って農業技術は大きく進歩したが、その要因は品種改良、肥料や農薬の開発と普及、土木技術の発達による灌漑面積の増大、農業機械の発達など、多く挙げられる。それぞれの効果が重なり合うことで、20 世紀における農業生産の飛躍的な向上が達成されたといえるが、中でも最も効果的だったのは、窒素肥料である。窒素肥料の消費量は 1961 年に 1,160 万 t に過ぎなかったが、その後 1988 年には 7,950 万 t まで増加した。今後は窒素肥料を多く投入している先進国だけでなく、インド、インドネシアやベトナムなどアジア新興国でも窒素肥料投入量が増加し、世界の穀物生産量は増え続けることがいえる。だが地下水の硝酸汚染、閉鎖性水域の富栄養化、地球温暖化など窒素肥料が関係する環境問題が深刻なものとして考えられている。

2004 年において 2 億 9,800 万 t の穀物が交易されている。穀物の種類によって異なるが、最も多く穀物を輸出している地域は西洋で、最も輸入している地域は東洋である。だが、食料不足が伝えられることが多かったインドを含む南アジアは、穀物の輸入地域と考えられていたが、現在は輸出地域になっており、世界の穀物貿易は、近年になってその構造が大きく変化している。

穀物消費量の内訳を見ると、世界の一人当たり穀物消費量の平均は 332 kg/年 で食用はその内の 224 kg/年 である。ヨーロッパや北米などの先進国では、飼料用は食用の 2 倍から 3 倍の量が消費されている。これは先進国が肉を多く消費しており、肉を生産するのにさらに多くの穀物飼料を必要としているからである。しかし現在、家畜の飼料として大豆の需要が

急拡大している。多くの国では油を生産するために大豆を絞り、油をしぼったかすである大豆ミールが家畜の良い飼料となっている。大豆ミールには穀物のタンパク質の含有量は約5倍であるからである。世界の食料生産において大豆が占める役割が重要性を増している。ブラジルでは大豆の生産量が増加し、多くを中国に輸出している。

50年間、人類は世界の人口増加率よりも高い率で穀物の生産量を増やす事に成功した。穀物の貿易取引量も格段に増加し、世界中の食料生産の事情は大きく変化している。経済の発展により、多くの国で食生活が改善し、食肉の消費量が増加している。それにも関わらず、アフリカなどでは飢餓問題が絶えない。経済格差が潜在的な原因だと考えられるが、直接的な原因は単収の低さである。日本では戦後、飢餓といった問題には直面しなかったが、ロシアによる穀物の大量買い付けなどによって、安定的な穀物の確保が危ぶまれた。そして今後、経済以外の要因で、世界の食料事情が大きく変わっていく可能性がある。

現在の世界最大の穀物輸出国は米国であり、2005年において9,330万tもの穀物を輸出している。その米国が、今後10年でガソリンの消費量を2割削減し、エタノールなどの再生可能原料を350億ガロンにまで増やす計画を打ち出している。どのようにして米国がバイオエタノール用の原料を増やしていくかは定かではないが、バイオマスエネルギー政策が今後の食料生産を考える上で重要な要因であるといえる。

また近年、大きく問題視されてきている地球温暖化などの気候変動が農作物の栽培に大きな影響を与えるといわれている (IPCC). Tan and Shiabasaki, 2003[27] でも、温暖化はほとんどの国の作物栽培に悪影響を及ぼすことを作物モデルによるシミュレーションで明らかにした。

この様に世界は十分に穀物を生産しているように見えるが、消費量に関しては地域的な偏りが強い。各国の農業政策や気候変動などの影響によるリスクが存在するため、穀物生産の事情は大きく変化しないとは言い切れない。様々な要因に脆弱である穀物の供給を安定させ、計画的な食料生産を実現させるためには、様々な技術改善や政策が必要となる。その様な解決や対応策を実行するためには、穀物生育をモニタリングし、どこでどのような穀物がどれくらい生産されているかという情報が不可欠だといえる。そこで、衛星リモートセンシングと作物モデルが有用である (Dorigo *et al.*[7])。

第2章 既往研究のレビューと本研究の目的

2.1 穀物モデルによる穀物収穫量推定の既往研究

前節で述べた通り、世界で最も栽培されている農作物は穀物である。主に栽培されている穀物は、米、麦とトウモロコシである。日本やアジアでは米の収穫量を推定するため多くの研究が成されてきた。欧米では小麦やトウモロコシなどである。報告されている研究手法も多くの種類があり、経験的モデル、ダイナミックモデル、2つに分ける事ができる。

経験的モデルは、気温、日射量や降水量など農作物の生育に大きな影響を与える環境データを生育期間で積算し、単位収穫量との関係式を回帰分析で求めたものである。このモデルはデータがあれば、簡易的に作成することができる。

ダイナミックモデルは、経験的モデルのように回帰式で環境データと農作物の関係を当てはめるのではなく、農作物の生長を数学的な式で表現したものである。また各生長段階において、異なるモデル(数式)でその時の状態を表現する動的なものである。代表的なモデルとして、EPIC, CERES, CROPGRO, WOFSATなどが挙げられる。それぞれのモデルでは、作物のそれぞれの生育段階を考慮し、日々の生長をシミュレーションする。さらに作物のシミュレーションだけではなく、光合成と土壌内、植物内や大気内の水分バランス記述する式を用いて、環境による影響を考慮した包括的に作物の生長が表現されている。

2.2 衛星リモートセンシングの技術

リモートセンシング(Remote Sensing)とは、隔たれた(Remote)対象物を感知(Sensing)する技術である。その技術でよく用いられるものとして電磁波が挙げられる。電磁波の基本性質である放射、反射、屈折、透過、偏光、散乱の原理に基づき、対象物のあらゆる情報を得ることができる。一度により広い範囲の情報を把握するため、対象物から伝播した電磁波の性質を観測するセンサを人工衛星に搭載し、宇宙から地上を観測する技術を衛星リモートセンシングという。

近年、衛星リモートセンシングは様々な分野(海洋、雪氷、水文、地学、地理学、農学、森林、都市、気象、防災、考古学)で用いられ、多くの情報を得られるようになった。植物の活性度を

表す植生指数, 植生季節, 数値標高モデル, 土地被覆, 地表面温度, 降水量, 日射量, 植物による二酸化炭素の固定量など数えきれない。

衛星リモートセンシングの利点は前述したように、「広範囲をまんべんなく観測できる」ことだが, 他には「地表及び海表の被覆物を継続して観測できる」という点が挙げられる。この利点は, 生態や農業の分野において特に有効だといえる。その理由として, 「自然現象を経年変化を知ることができる」からである。この性質を見ることで, 今年は何年と比べてどのように違ったかなど比較することができ, 農業などの環境分野において役立つ情報となる。

2.3 衛星リモートセンシングによる穀物収穫量推定の既往研究

衛星リモートセンシングは一度に広い範囲をまんべんなく観測することができるので, 作物の生育状況を低コストで面的に把握する事ができる。既往研究では, 赤色と近赤外バンドから得られた反射率のデータから得られる植生指数, NDVI (Normalized Differential Vegetation Index)などを生育期間中に積算し, 経験的モデルの様に回帰式を作成して収穫量を推定する研究が成されてきた。収穫量推定に限らず, 衛星リモートセンシングは作付け面積の把握, 栽培品種の判別, タンパク質の含有量など品質のモニタリングなど様々な研究が報告されている。また植生指数だけでなく, 降水量, 地表面温度や日射量などの気候情報を取得できるようになった。衛星リモートセンシングは今後も農業モニタリングに有効となっていくことが予想される。

しかし, 観測周期や雲による影響によって, 情報を必ず定期的に得る事は困難である。また, 農作物の生育状況を正確に把握する事はできない。例えば, 回帰分析によって得た衛星データと作物との関係式は, 地域が異なると同じ式を適用することはできない。なぜなら地域が変わることでそこで栽培している作物が変わり, 回帰式の係数も変わるからである。よって衛星リモートセンシングは広範囲に分布する作物の生育状況を即時的に簡単に把握することには有効であるが, 万能なモニタリングはできない。

Reeves *et al.*, 2005[23] は, 衛星から得られる総一次生産量から, 乾燥質量を推計し, 回帰式を立てることで, モンタナ州とノース・ダコタ州の冬小麦を推定している。

Prasad *et al.*, 2006[22] では, 衛星の NDVI や土壌水分量, 地表面温度, や降水量をから回帰式をたて, アイオワ州のトウモロコシや大豆の収穫量を高い精度で長期間推定している。世界最大の穀物生産国であるアメリカにとって, このように広範囲に収穫量を推定できる研究は大変有用である。

2.4 データ同化を用いた推定手法

2.4.1 データ同化とは

細川, 2009[10] でも述べられているが, データ同化は, data assimilation の訳語であり, 「数値シミュレーションに実測データを埋め込み, 馴染ませる事」を意味する. 数値シミュレーションを行うためには, 初期条件, 境界条件, パラメータなど多くの情報を与える必要がある. しかし, それらの値は正確に決められない場合が多い. 従って, 初期条件, 境界条件などをどのように与えるかによって, 数値シミュレーションは様々なシナリオを導きうる.

データ同化には大きく分けて 2 つの目的がある. 1 つ目は「実測データを用いて数値シミュレーションモデルの精度, 性能を改善する」ことである. 例えば, 過去のデータを用いてデータ同化を行い, 現在の状態に関して良い推定値を得ることによって, その初期条件に基づいて将来の予測精度を良くすることができる. また, 過去からシミュレーションを走らせる場合にも, これまでのデータを全て同化させることによって, より良い初期条件を用いて計算することができる. 二つ目は「物理法則を表現するシミュレーションモデルを用いることで, 観測の不足を補ったり, 観測誤差を修正したりする」ことである. 一般に時間的, 空間的に均質で連続的な観測データを得ることは困難である. 一方, 数値シミュレーションは, 時間的, 空間的に均質なデータを求めることができる. だが, そこから導き出される物理量は, 我々が把握している物理過程のみによって支配されているため, 実測値を完全に再現することはできない. データ同化は, 数値シミュレーションで埋め込むことで, 観測では得られない時間, 場所における物理量をより尤もらしく推定することができ, 時間的, 空間的に均質なデータを生成することができる.

2.4.2 データ同化手法の種類

データ同化にも以下の様に様々な手法がある.

- 簡便な方法

- 直接挿入

- ナッジング

- 3 次元データ同化

- 最適内挿法 (Optimal interpolation: OI)

- 3 次元変分法 (3D-VAR)

- 4次元データ同化

- 逐次データ同化

- カルマンフィルター
 - アンサンブルカルマンフィルター
 - パーティクルフィルター

- 4次元変分法 (4D-VAR)

簡便な方法として挙げられている直接挿入では、観測が得られている数値シミュレーションのグリッドに観測データを直接挿入する。また、ナッチングという手法では、観測が得られているグリッドにおいて、シミュレーションの値を観測値に少しだけ近づけるという処理を行う。3次元データ同化は、少し複雑な処理を行ってデータをシミュレーションに馴染ませるが、過去に得られた情報を用いることはしない。それに対して4次元データ同化では、過去からの様々な情報を加味し、データをシミュレーションに入れ込んでいく。上で挙げた手法は下に行くほど手間がかかるといわれている。その他にも遺伝的アルゴリズムなど多くのデータ同化手法が存在する。

2.4.3 データ同化を用いた穀物収穫量推定の既往研究

衛星リモートセンシングと作物モデルを組み合わせ、作物の生育のモニタリングや収穫量の推定は、約1980年程前から取り組まれてきた。

Delécolle *et al.*, 1992[3] では、作物分野における3つのデータ同化手法、*Forcing method*, *Recalibration method*, *Corrective method* を紹介している。*Forcing method* は、LAI や FPAR など、作物の生育特性を表すパラメータを観測し、直接的に作物モデルに入力する同化方法である。*Recalibration method* は、モデルで推定した状態値と観測で得られる状態値の差が最小になるように最適なパラメータを選ぶ。*Corrective method* は、以下の様な式を用いて述べられている。

$$Y^L = C(X^E, Y^E) \quad (2.1)$$

$$Y = Y^M + Y^L \quad (2.2)$$

Y は、最終的に得る状態値の真値である。 X は Y を途中で結びつける、仲介するような状態値である。 Y^M はモデルによって得られる Y である。 Y^E, X^E はそれぞれの誤差であり、式 2.1

によって線形的に求めることができる。そして、式 2.2 によって状態値 Y を得る。作物モデルも、その特徴によっていくつかの種類に分類している。リモートセンシングなどで得られる観測値の空間的分布は、用いるモデルとデータ同化手法によって適宜変わると述べている。

Maas, 1988[16] は、トウモロコシの生育モデルとリモートセンシングで得られた情報を組み合わせて、地表面より上のバイオマスの量を推定する手法を考案した。Updating (リモートセンシングから得られる NDVI (Normalized Differential Vegetation Index からトウモロコシの LAI を推定する。NDVI は 式 2.3 より求める。), Re-initialization (リモートセンシングから得られた LAI から、モデル内のパラメータを初期化し、モデルが推定する LAI を合わせ込む。), Re-parametalization (再設定したパラメータ条件で再度、シミュレーションを行う。) に分けられ、モデルとリモートセンシングが使われている。ここではまだ、データ同化という言葉や概念が述べられていない。また、この研究で用いられたリモートセンシングは、衛星データではなく分光放射計である。

$$\text{NDVI} = \frac{\text{NIR} - \text{RED}}{\text{NIR} + \text{RED}} \quad (2.3)$$

NIR: 近赤外 (波長 0.7 - 2.5 μm) の反射率

RED: 赤色 (波長 0.63 - 0.69 μm) の反射率

Fang, 2008[9] では、以下の様なメリット関数 (評価関数) J を用いてデータ同化を行っている。

$$J = \sum_{i=1}^n \text{abs}(\text{LAI}_S(t_i) - \text{LAI}_M(t_i)) \quad (2.4)$$

$\text{LAI}_S(t_i)$ は、モデルシミュレーションによって得られた期間 t_i の LAI (葉面積指数) である。 $\text{LAI}_M(t_i)$ は、期間 t_i に MODIS のプロダクトデータの LAI である。つまり、式 2.4 を用いることで、シミュレーションと観測で得られた LAI の差が最小になるようなパラメータの組み合わせを探索している。データ同化に調整したパラメータは、播種日、播種量、播種列の間隔、窒素肥料の投入量である。しかし、Fang, 2009 による手法の結果では、衛星データとモデルによる LAI の同化に成功したが、肝心の収穫量の推定精度はきちんとされておらず、この手法では高精度な収量推定は難しい。

Doraiswamy *et al.*, 2005[6] では、MODIS の LAI プロダクトを使わず、大気放射伝達を考慮した地表面反射率データ (MOD09GQ) を植生キャノピー放射伝達モデルに入力して、LAI を計算している。植生キャノピー放射伝達モデルは、植物のキャノピー (林冠) に入射した光の反射、透過や散乱などの物理過程をキャノピーの構造で考慮し、キャノピーから返って

くる光強度をシミュレーションするものである。得られた LAI を使って、データ同化をしている。合わせ込むモデルのパラメータは 出芽日などのフェネロジー (植物季節) である。Doraiswamy *et al.*, 2005 では MODIS より空間分解能が高い Landsat TM のデータも用いることで、栽培されている作物の分類もしている。この研究では、LAI や大豆とトウモロコシの収量分布図を作成しているが、最終的なアウトプットである収量推定の精度が検証されていない。MODIS データによる LAI は、地上観測値によって高い精度で推定されていることが報告されており、作物の生育状況を LAI を通して確認できることといわれている。しかし、LAI だけをみて最終的に得られる収穫量を高い精度で推定できるとは限らない。

Yuping *et al.*, 2008[31] でも同様に MODIS と放射伝達モデルを用いているが、Doraiswamy *et al.* 2005 よりも複雑なアルゴリズムで、中国の冬小麦の生育をモニタリングしている。Yuping *et al.*, 2008 では、MODIS の地表面反射率プロダクトを使わず、大気放射伝達モデル、6S (Second Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum, Vermote *et al.*, 1997[29]) を用いることで、地表面反射率を推定し、植生指数 SAVI (A Soil-Adjusted Vegetation Index, Huete, 1988[11]) を計算している。それとは別に、作物モデルに気候データを入力し、LAI を計算させ、2 つの植生キャノピー放射伝達モデルを用いて衛星データから求めた同じ植生指数を推定している。作物モデルから推定した植生指数が、衛星データから推定した植生指数に近づくように 出芽日を調整した。出芽日は後に蓄積されるバイオマスに大きく影響されると言われている。Yuping *et al.*, 2008 では、PROSPECT (A Model of Leaf Optical Properties Spectra, Jacquemoud and Baret, 1990[14]) と SAIL(The Scattering by Arbitrarily Inclined Leaves, Verhoef, 1984[28]) の 2 つの植生キャノピー放射伝達モデルを用いて、PROSPECT は SAIL を動かすのに必要なパラメータである葉の反射率や透過率を推定し、SAIL によってキャノピーから情報の分光放射率を計算している。6S を用いている理由は、中国の大気の状態を考慮するためだと考えられる。この研究では 植生指数を目印として、作物のバイオマスに大きく影響する出芽日を調整しているため、データ同化することでバイオマスを空間的にも高い精度で推定できたことを報告している。しかし、このアルゴリズムでは、合計 4 つものモデルが用いられている。動かすモデルが多ければ多くなるほど、パラメータが必要となり、そのほとんどのパラメータが現地観測によるもので、コストがかかる。また面的に収穫量を表す分布図を作成すると、相当な計算時間もかかることが考えられる。

既往研究の多くは、MODIS による LAI を用いてデータ同化をしている。MODIS は一番高い分解能でも 250 m だが、日本などのより高い緯度の地域では毎日観測することができる。しかし、光学センサは雲があると地表の情報を取得することができず、大気の状態に影響を受けやすい。Dente *et al.*, 2004, 2008[4][5] では、マイクロ波を用いて地表面を能動的に観測する、

SAR (Synthetic Aperture Radar; 合成開口レーダー) データを用いたデータ同化手法を考案している. The European Space Agency (ESA) の人工衛星 ENVISAT に搭載されている ASAR (Advanced SAR, 分解能は 12.5 m) の二重偏波 (HH/VV) の後方散乱係数から LAI を経験的に推定し, 作物モデルとデータ同化し, 冬小麦の収穫量を推定している. さらに ENVISAT に搭載されている光学センサ, MEdium-spectral Resolution Imaging Spectrometer (MERIS, 分解能は 300 m) の反射率データと PROSPECT, SAIL を用いて LAI を推定し, ASAR とは別にデータ同化をしている. データ同化の際に調整したパラメータは 播種日, しおれ点, 圃場揚水量である. 2つの異なる衛星センサを使うことで, 空間分解能が違う収穫量マップを作成している. 実際の収穫量との誤差も 360 kg ha^{-2} から 420 kg ha^{-2} となった. 雲を透過して対象物の状態を観測する SAR は光学センサと違って, 雲の影響を受けずに定期的に情報を把握することができる. SAR データから LAI を推定する研究はまだ多く報告されておらず, 実装するにはその地域の観測データが必要となる. だが, SAR の応用研究は様々な分野で取り組まれており, 今後の発展に大いに期待することができる.

以上で挙げた既往研究の手法ではおおまかに, 衛星がとらえた作物の植生状態を作物モデルから得られた結果と突き合わせ, パラメータを調整している. その中でも 2つに分けられる. データ同化する際に用いるデータが LAI か植生指数の場合である. LAI を用いる場合, 作物モデルは LAI を出力することができるので, 衛星データは植生キャノピー放射伝達モデルを通すことで LAI を求めている. 逆に植生指数を用いる場合は, 衛星データは直接的に植生指数を求められるが, 作物モデルは計算した LAI を植生キャノピー放射伝達モデルに入力し, 植生指数を求めている. 衛星データから LAI を求める場合, MODIS の LAI プロダクト (MOD15A2) を用いることができる. しかし, 植生指数を使ってデータ同化する際は, 植生キャノピー伝達モデルを用いらないといけないため, 実装と計算にコストと膨大な時間が要すると考えられる.

さらに, どの研究も気候データなどの入力データに衛星データを用いたものはなかった. 近年では, 世界中の降水を衛星データによって, 準リアルタイムに推定する GSMaP (Global Satellite Mapping of Precipitation) がある. 降水量以外にも日射量など, 作物モデルを使うのに必要なデータを衛星データから推定することができる. これらのデータを作物モデルの入力データとして用いることができれば, 作物の広範囲なモニタリングが可能となる.

2.5 本研究の目的

本研究の目的は、冬小麦の収穫量を大きな負担をかけずに高い精度で推定するため、衛星データと作物モデルによるデータ同化手法を開発することである。既往研究では、衛星による作物モデルのデータ同化は、作物のモニタリングに有用であると示されている。だが、実装するために多くのデータを必要としたり、作物モデルが異なると、同じ様な手法が使えない場合が考えられ、クリアしなければならないハードルが数多く存在する。本研究は、衛星データを利用することで、どのような作物モデルでもデータ同化できるような、汎用性の高い手法を開発する。

この目的を達成するため、本研究では以下の3つを行う。

- 作物モデルの入力データとして、衛星データが有効に用いることができるか検証する。
- 異なる作物モデルでも簡易的にデータ同化できる手法を開発する。
- データ同化に有効な衛星データや作物モデルの出力データを模索する。

第3章 作物モデル

3.1 作物モデルによるバイオマス生産

Monteith, 1977[18] は, 水と肥料環境が豊富であれば, 作物の年間生産量と光合成有効放射量 (Photosynthetic Active Radiation: PAR) の吸収量は線形の関係にあると提言しており, 以下の式 3.1 が表現されている. PAR とは波長が $0.4 \mu\text{m}$ から $0.7 \mu\text{m}$ までの太陽光エネルギーである.

$$\text{LUE} = \frac{\text{純光合成量}}{\text{受取った光}} \quad (3.1)$$

LUE (Light Use Efficiency) 光利用率はである.

この光利用率の考え方は, 森林や作物モデルで用いられており, 植物の成長をモデル化する時の基礎である.

ほとんどの作物モデルは「growth duration (生長期間)」, 「growth rate (生育速度)」とその2つに及ぼす「ストレス」を焦点に合わせている. ストレスは土壌水分や栄養分の欠乏, 極端な温度によって引き起こされる.

$$\text{IPAR} = \text{PAR}(1 - \exp(-0.85 \times \text{LAI})) \quad (3.2)$$

$$\text{PCARB} = 7.5 \times \text{IPAR}^{0.6} \quad (3.3)$$

$$\text{CARBO} = \text{PCARB} + [f(\alpha)] \quad (3.4)$$

式 3.2 は 穀物のキャノピー (林冠, 植物の上層部) によって遮断される PAR をあらわしている. つまり, 穀物の葉によって PAR が遮断される (葉に入射する) 量である. 多くのモデルでは太陽光エネルギーを入力データとして必須とされているが, ほとんどの場合が PAR でなく, 日射量が用いられている. PAR のエネルギーは日射量の約半分とされており, CERES-Wheat モデルでは日射量の半分を取ることで, PAR を求めている. LAI (Leaf Area

Index: 葉面積指数) は, 地表の単位面積に対しての, その上方に存在する全ての葉の片側の総面積の比率である. 式 3.3 の PCARB (gm^{-2}) は potential biomass production, バイオマスの潜在的生産量である. 式 3.4 の CARBO は実バイオマス生産量である. $f(\alpha)$ は最低気温と最大気温による気温ストレスと水分ストレスによって表される関数である. 外環境の影響によるストレスで日々のバイオマスの生産が阻害される. 以上のモデル数式は, CERES-Wheat モデル以外にも EPIC でも用いられている.

3.2 DSSAT-CSM

本研究では ICASA (International Consortium for Agricultural Systems Applications) で開発された農作物モデル, DSSAT-CSM (A Decision Support System for Agrotechnology Transfer Cropping System Model) を用いた. DSSAT-CSM には農作物の生長をシミュレーションするモデルが, いくつか実装されており, 小麦, 大麦, 米, アワ, トウモロコシなどには CERES-Wheat モデルが, 大豆やピーナッツなどの豆科の作物, キャベツやトマトなどの野菜には CROPGRO モデルが用意されている. その他に, 土壌内の水分バランスを計算するのに Soil module が, 日々の気候の入力や出力には Weather module が, 土壌と作物と大気による光と水の競合を考慮するのには Soil-Plant-Atmosphere module が用意されている. これらの全てのモデルとモジュールを統合し, 包括的な作物生育のシミュレーションを可能にしたのが DSSAT-CSM である.

CERES-Wheat モデルは Germination (発芽), Emergence (出芽), Terminal spikelet (幼穂分化), End ear growth (穂揃い期), Beginning grain fill (乳熟期), Maturity (成熟期), Harvest (収穫期) の 7 つ, Harvest は収穫期なので, 生育期間は 6 つに分けられる.

DSSAT-CSM は, 作物の生長状況を定量的に表す乾物生産量 (Dry Matter; 以降から DM とする.) や LAI など多くのデータを各日で出力することができる. よって, それらの出力データで同化をする事ができるので, データ同化に利用しやすいモデルだといえる. だが複数のモジュールによって構成されているため, その構造は複雑であり, ブラックボックスのようである. よって, モデルの中をよく理解しなくても, データ同化を考案する必要がある.

3.2.1 気候データ

DSSAT-CSM を用いるのに複数の気候データが必要となる. モデルを動かすために必要なデータは, 最低気温, 最大気温, 降水量と日射量である. 最低気温, 最大気温と降水量はアメ

ダスの気象データをグリッド化したものを用いた。グリッド化の手法は Seino, 1993[26] を参考にした。日射量は、人工衛星が観測した大気上端の反射率より推定した。

3.2.2 遺伝的パラメータ

DSSAT-CSM では、異なった種類や品種の農作物の生育をシミュレーションが可能である。ある農作物のシミュレーションを行う際、その農作物の遺伝的パラメータを設定する必要がある。そしてさらに遺伝的パラメータは ECOTYPES (生態型), SPECIES (種), CULTIVARS (品種) ファイルに分けられ、パラメータがいくつも用意されている。ECOTYPES は、キャノピーの高さ、日射量をバイオマスに変換する効率や水ストレスを表すパラメータが含まれている。SPECIES は、根に含まれる窒素の割合や葉の光透過率など、ECOTYPES より作物の特徴を詳しく説明するパラメータが含まれている。ECOTYPES と SPECIES はすでに用意されているものを用いた。パラメータの数や種類は農作物の品種によって異なるが、小麦の場合は CULTIVARS 内の 5 つのパラメータを設定する必要がある。そのパラメータを以下の表にまとめた。

表 3.1: 遺伝的パラメータ

| パラメータ名 | 説明 |
|--------|---|
| P1V | Photoperiod sensitivity coefficient (% reduction/h near threshold) |
| P1D | Vernalization sensitivity coefficient (%d of unfulfilled vernalization) |
| P5 | Thermal time from the onset of linear fill to maturity (°C d) |
| G1 | Kernel number per unit stem + spike weight at anthesis (#/g) |
| G2 | Potential kernel growth rate (mg/(kernel,d)) |
| G3 | Tiller death coefficient. Standard stem + spike weight when elongation ceases (g) |
| PHINT | Thermal time between the appearance of leaf tips (°C d) |

3.2.3 環境パラメータ

本研究では、播種日、播種の深さ、畦幅、肥料投入日、肥料投入量など農作物の管理に関わる情報を「環境パラメータ」とした。

3.2.4 出力データ

DSSAT-CSM は収穫量だけでなく、LAI や DM などの多くの情報を出力する。DM も、小麦全体の質量だけでなく、日々のキャノピー、茎や根など部分的な DM も計算することができる。本研究では、DSSAT-CSM が計算した日々の LAI と DM がデータ同化に有効か調べるために、各パラメータとの感度分析をした。

3.2.5 推定したホクシンの遺伝パラメータによる結果

本研究では、十勝農業試験場で栽培されたホクシンの遺伝的パラメータを乱数によるモンテカルロシミュレーションで推定した。環境パラメータは試験場の報告書に記載されている情報を参考にし、遺伝的パラメータを同時に全て乱数で変え、2003 年から 2008 年に播種された収穫量を DSSAT-CSM で推定された。そして各年で播種されたホクシンの実際の収穫量との差が 1 番小さくなるようなパラメータの組み合わせを選択した。結果が表 3.2 である。平均二乗誤差 (RMSE) は、 $259.35 \text{ kg ha}^{-2}$ となった。しかし、各年での推定精度は異なり、2006 年の場合が実測値と最も合っていた。

表 3.2: 十勝農業試験場の実際の冬小麦収穫量と DSSAT-CSM で推定した収穫量。

| 年 | 実際の収穫量 | DSSAT-CSM の収穫量 | 差分 |
|------|---------------------------|---------------------------|--------------------------|
| 2004 | 5490 kg ha^{-1} | 5562 kg ha^{-1} | 72 kg ha^{-1} |
| 2004 | 6470 kg ha^{-1} | 6155 kg ha^{-1} | 315 kg ha^{-1} |
| 2005 | 4930 kg ha^{-1} | 5033 kg ha^{-1} | 103 kg ha^{-1} |
| 2006 | 5620 kg ha^{-1} | 5663 kg ha^{-1} | 43 kg ha^{-1} |
| 2007 | 6340 kg ha^{-1} | 5954 kg ha^{-1} | 386 kg ha^{-1} |
| 2008 | 5290 kg ha^{-1} | 5565 kg ha^{-1} | 275 kg ha^{-1} |

第4章 感度分析

4.1 感度分析とは

シミュレーションモデルには、多くのパラメータが用意されており、過去に起きた現象を再現するためには、シミュレーション前にパラメータを調整 (キャリブレーション) する必要がある。しかし、モデル開発者以外のユーザーにとって、それらの性質は不透明であり、不確定なものである。よって、あらゆる状況のもとでパラメータを正確に推定するのは容易なことではない。推定するためにはどのパラメータがどの程度、結果に影響を与えるかを知る必要がある。そのような分析を感度分析という。

Dente *et al.*, 2004 [4] では、CERES-Wheat で冬小麦の収量を推定するため、播種日、圃場揚水量、生長阻害水分点やしおれ点などの最終的な DM 量と最大 LAI にどれくらいな影響を及ぼすか分析している。

Lamboni *et al.*, 2009[15] では、小麦の乾燥生産量を計算するモデル, WWDM (Winter Wheat Dry Matter Model) と耕作地における亜酸化窒素 (N_2O) の放出をシミュレーションする 2 つのダイアミクモデルの多変量大域解析 (Multivariate global sensitivity analysis) を行った。時系列にそれぞれのパラメータを分析し、感度指標を用いることで、それぞれのパラメータを定量的に評価している。

4.2 本研究の感度分析手法

本研究では、既往研究を参考に 2 つの感度分析を行った。1 つ目は、DSSAT-CSM 内のパラメータを遺伝的パラメータと環境パラメータの 2 種類に分け、それぞれのパラメータが LAI と DM にどれくらいの感度があるか分析した。2 つ目は、各環境パラメータが LAI と DM の生長に、どの時期にどのくらいの影響があるか定量的に分析した。

4.2.1 各パラメータと DSSAT-CSM によるアウトプットとの関係

DSSAT-CSM は乾燥質量と LAI を播種後、毎日計算し、出力することができる。その最終結果がパラメータにどのようにして影響を受けるか分析した。それぞれのパラメータを同

時に乱数で 20,000 回, 変動させ, DSSAT-CSM によるシミュレーション計算を行った. 各パラメータを乱数で変動させる際, 下限値と上限値を設定した. 乱数によって変動させたパラメータと DSSAT-CSM が計算した単位面積当り収穫量, 積算 LAI と DM との相関係数を計算することで, どのパラメータが結果に大きい影響を与えるか調べた. 乱数の発生には C 言語を用いた.

環境パラメータは, 播種日, 播種の深さ, 播種量, 播種幅, 基肥の窒素 (N), リン酸 (P_2O_5), カリウム (K_2O), マンガン (MgO), 追肥 (窒素投入量と追肥日) を乱数を用いて変えた.

遺伝的パラメータは P1V, P1D, P5, G1, G2, G3, PHINT を乱数を用いてランダムに変えた.

図 4.1 は, 単位面積当りの収穫量と生育期間に積算した LAI を対応させた密度散布図である. 環境パラメータと遺伝的パラメータを同時に 20,000 回, 乱数で変えた. 得られた結果を散布図にしたが, サンプル数が多すぎるので, 同じ対応をしている結果を頻度で色分けし, 密度散布図を作成した. 図の中心の青い部分が最も密度の高い部分 (頻度が多い) である. 図 4.2 は, 試行回数を 5,000 回にしたものである. 試行回数が少なかったためか, 収穫量と積算 LAI との関係が見えづらい. よって感度分析をする際は, 計算時間がかかるが, 十分な試行回数で計算すべきである.

図 4.1 から, 収穫量と積算 LAI は必ずしも線形な関係にないことがわかる. 作物モデルと衛星データによるデータ同化の既往研究のほとんどが LAI を用いている. データ同化は本来, 被説明変数を観測値によってモデルと同化する. LAI が収穫量と直接的 (線形) な関係がない場合, LAI をデータ同化して正確に推定しても, 収穫量の高精度な推定に結びつくとは限らない.

図 4.3, 4.4 は, 図 4.1 と 図 4.2 をそれぞれ度数分布表にしたものである.

図 4.5 は, 図 4.1 の様に 遺伝的パラメータと環境パラメータを乱数で 20,000 回変え, TWAD (キャノピー, 実子と根の乾燥質量) と収穫量の対応を度数密度分布図でプロットしたものである. LAI の場合と比べ, TWAD は収穫量と対応しているように見える. しかし, TWAD にはキャノピーや根の乾燥質量が含まれている. それぞれの生長は収穫量に強く影響することが考えられるが, 散布図では結果が広く分布しているため, ダイレクトに収量に結びつけることはできないと考えられる. 図 4.6 は試行回数を 5,000 回にしたものである.

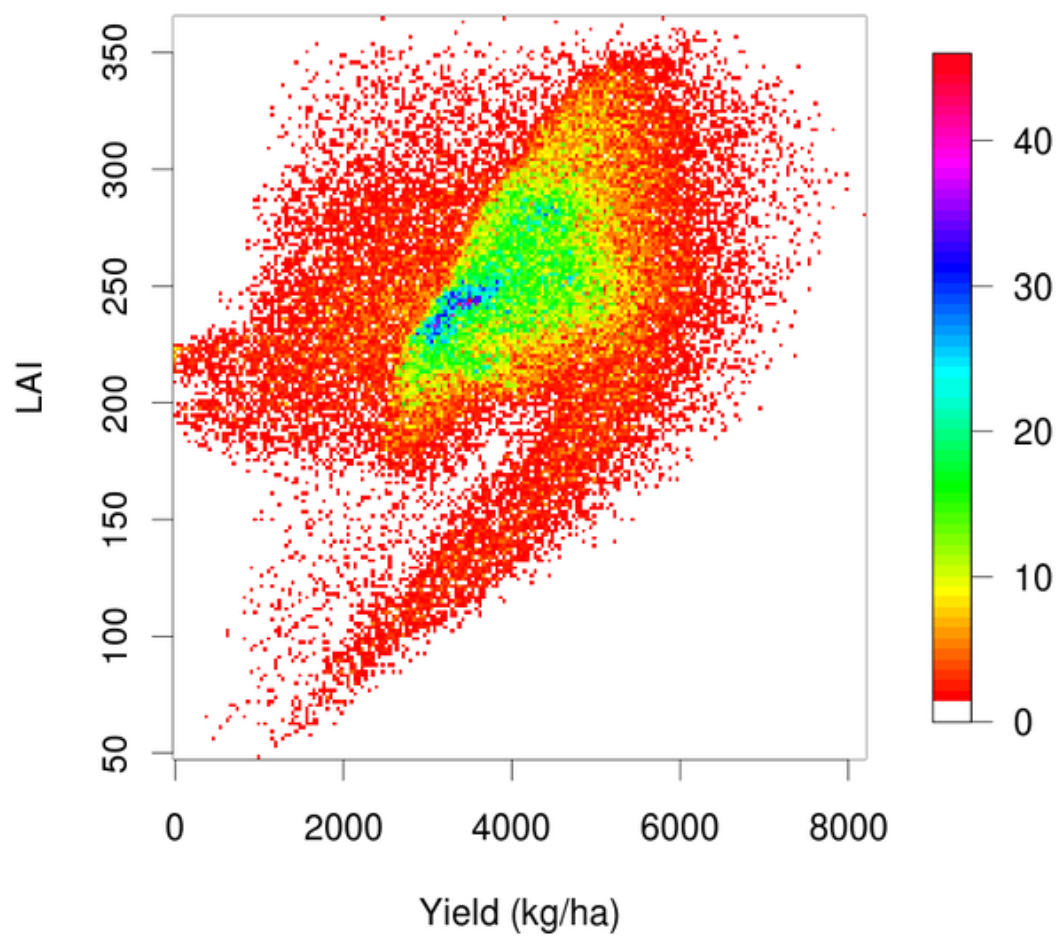


図 4.1: 単位面積当たり収穫量と生育期間における積算 LAI の密度分布図 (試行回数 20,000).

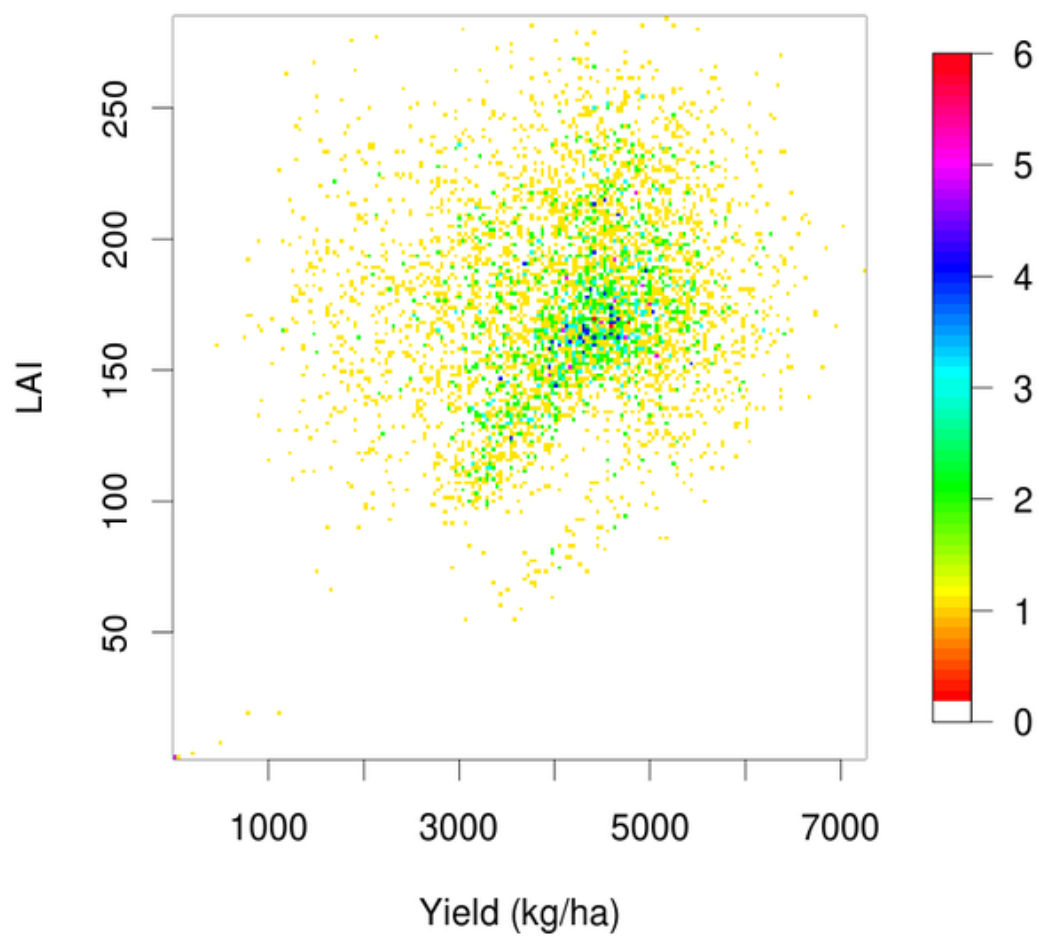


図 4.2: 単位面積当り収穫量と生育期間における積算 LAI の密度分布図 (試行回数 5000).

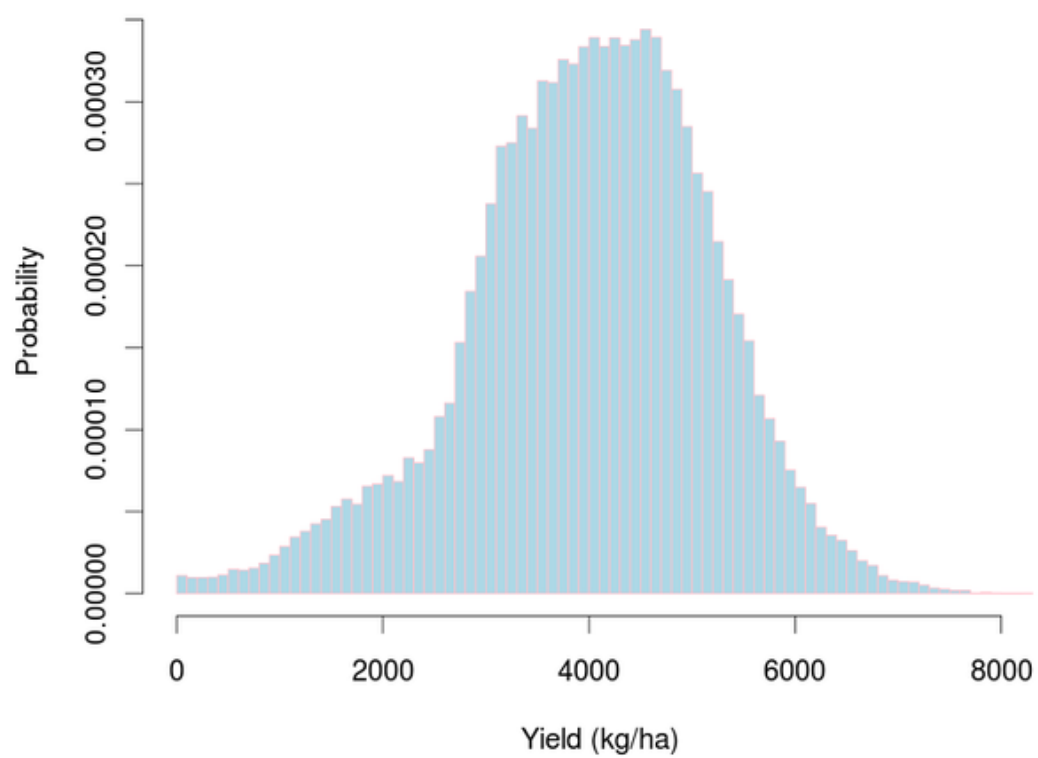


図 4.3: 単位面積当りの収穫量の度数分布図.

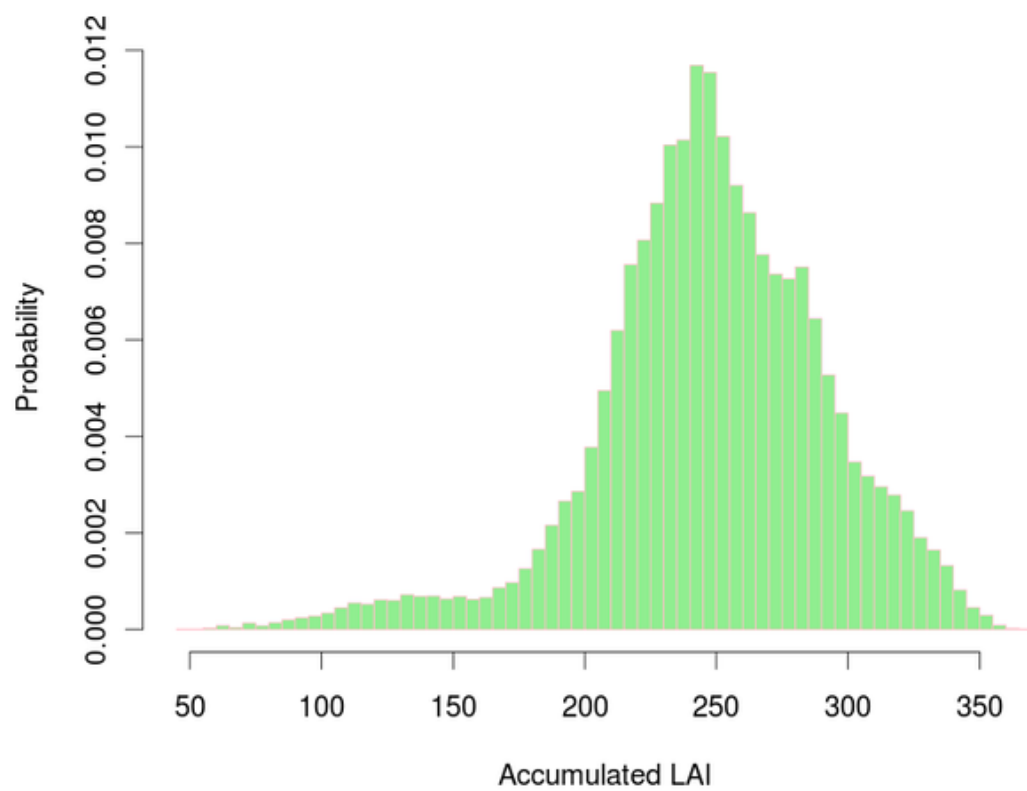


図 4.4: 積算 LAI の度数分布図.

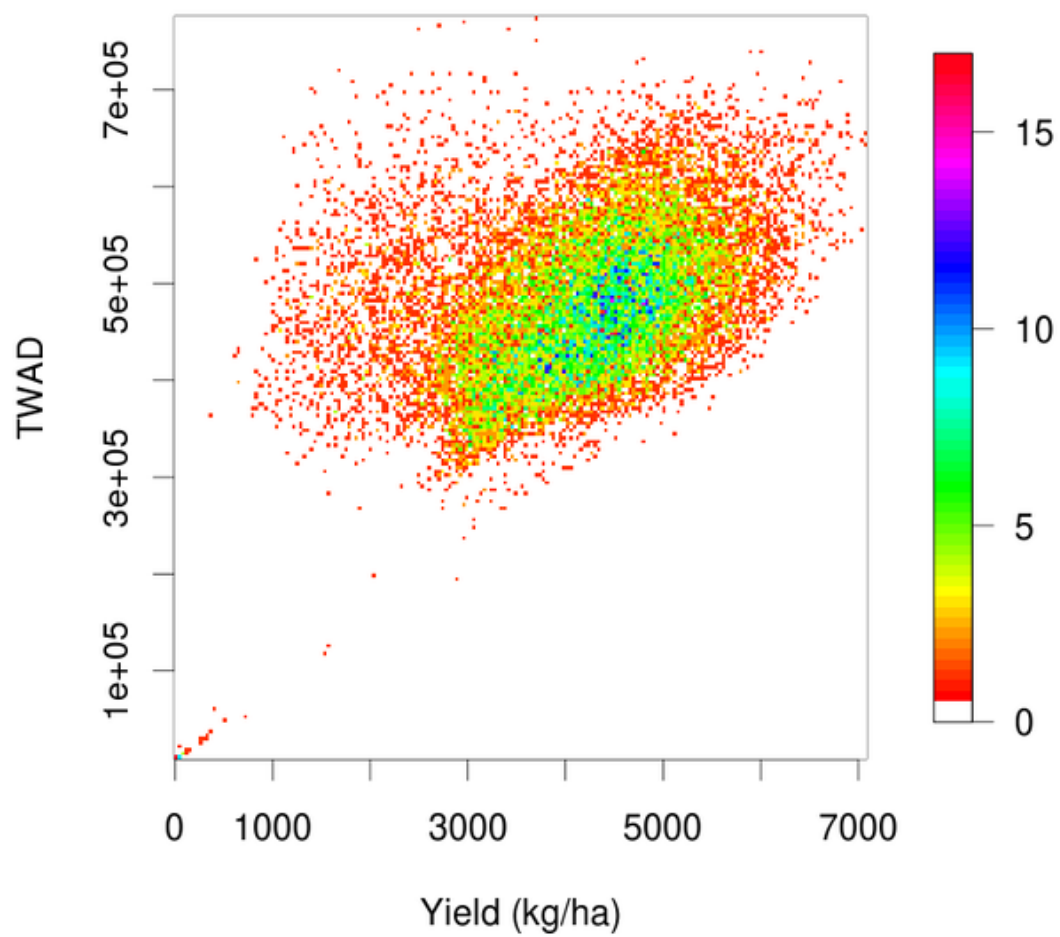


図 4.5: 単位面積当り収穫量と TWAD の密度分布図 (試行回数 20,000).

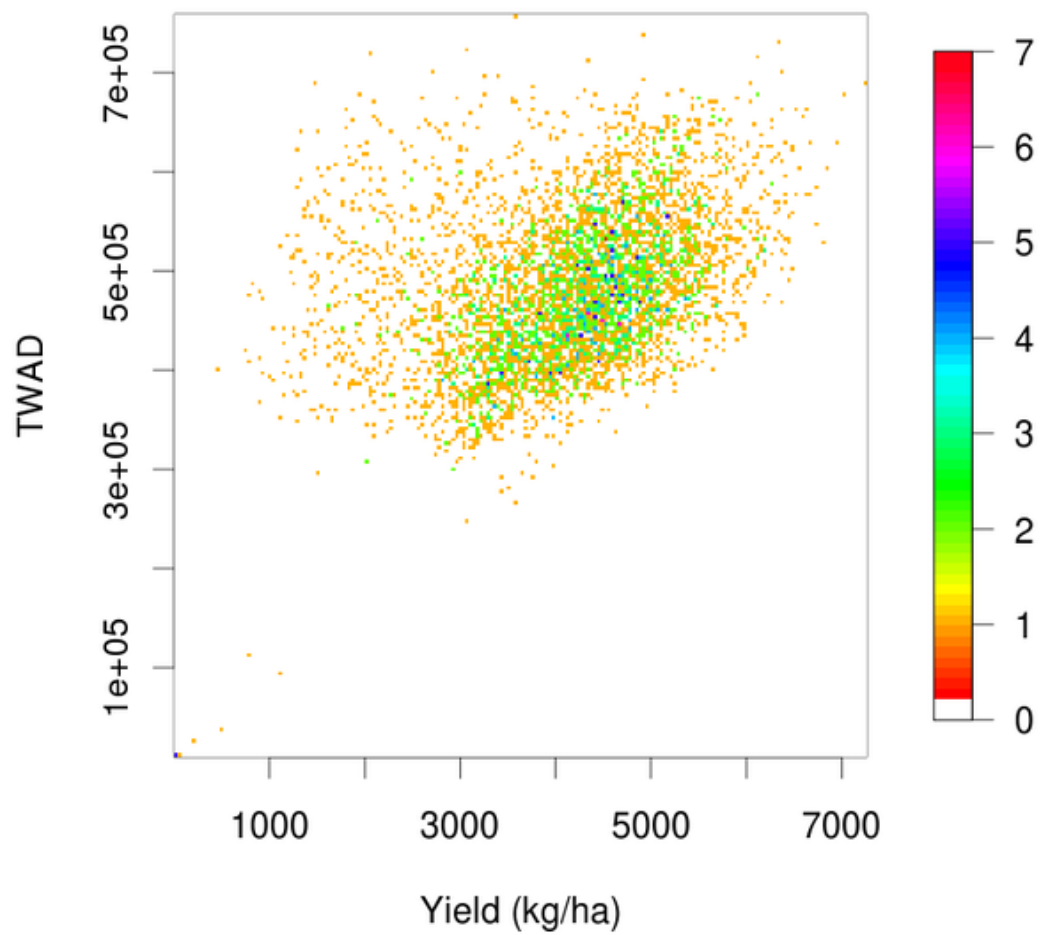


図 4.6: 単位面積当り収穫量と TWAD の密度分布図 (試行回数 5,000).

4.2.2 遺伝的パラメータの感度分析

作物モデルで作物の生育をシミュレーションする際、その作物の遺伝パラメータを推定しなくてはならない。全てのパラメータがどの生育段階でどのようにして、生長に影響を及ぼすかはモデルの中を見ることで把握できるが、全ての式を追って確認していくことは困難である。そこで、各遺伝的パラメータが収穫量と LAI に及ぼす影響を比較した。

図 4.7 は、各遺伝的パラメータと収穫量の相関係数を棒グラフで表したものである。このように、モデルの入力値やパラメータと結果値の感度指標や相関係数を高い順に並べたものを「トルネードチャート」という。マーケティングや経営学においてこの図はよく用いられている。図 4.8 は、生育期間における積算 LAI の場合である。

最も収量や LAI の生長に影響を与えた遺伝的パラメータは PHINT であった。どの遺伝的パラメータがシミュレーションに及ぼす影響を定量的に分析することで、モデルのキャリブレーションが容易になる。

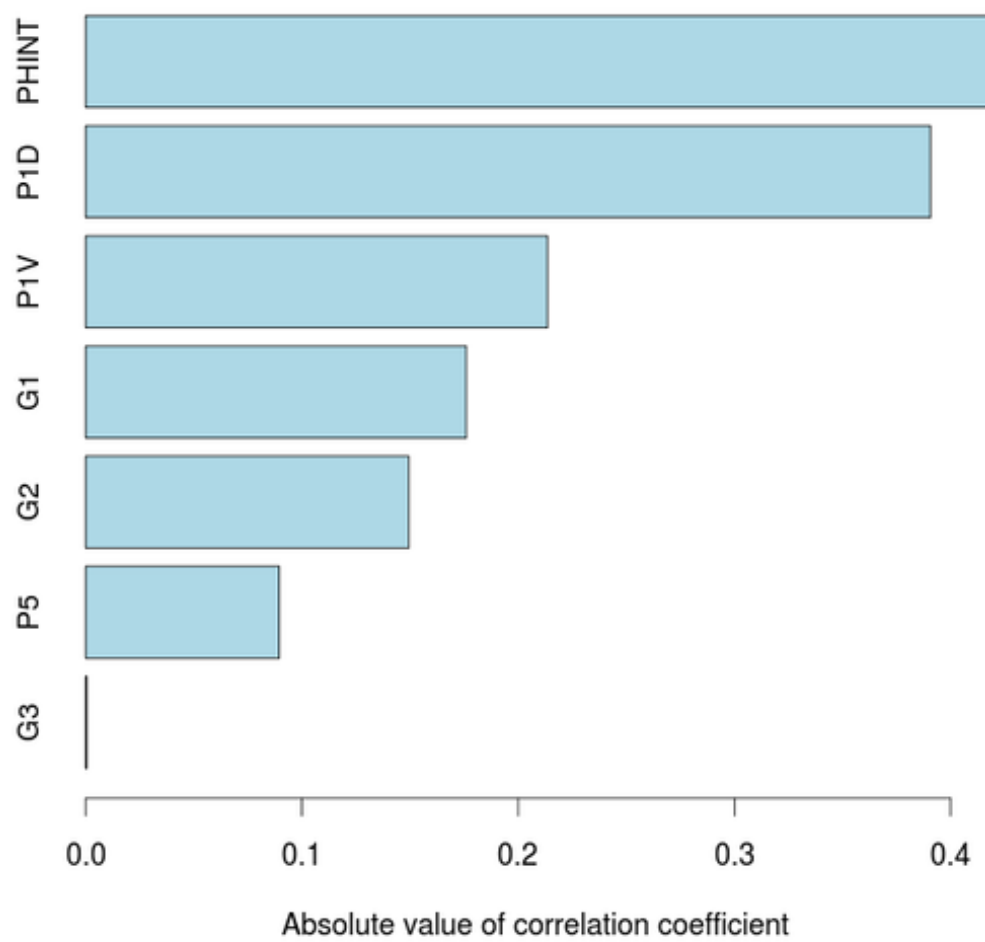


図 4.7: 遺伝的パラメータと単位面積当り収穫量の相関係数.

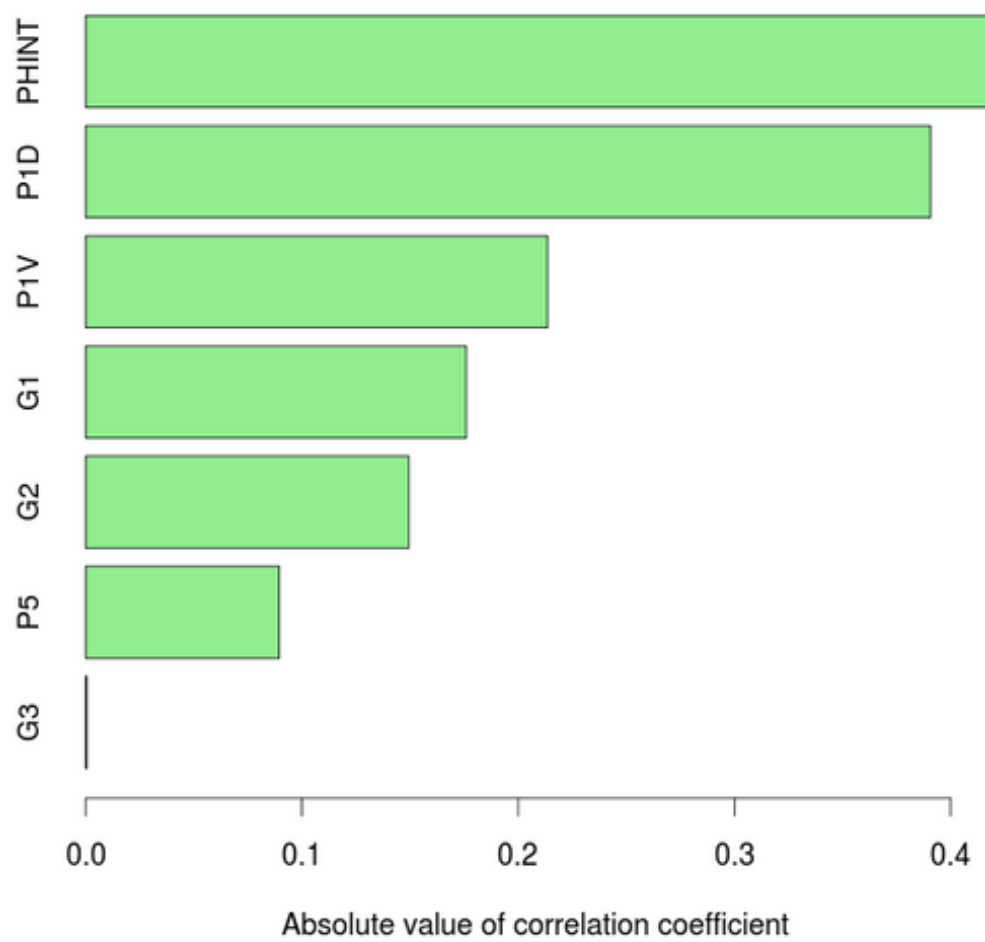


図 4.8: 遺伝的パラメータと積算 LAI の相関係数.

4.2.3 環境パラメータの感度分析

図 4.9 は、乱数で 20,000 回同時に環境パラメータ (播種日, 播種量, 肥料投入量など) を変え、各パラメータと収穫量の相関係数を棒グラフで並べたものである。PDATE は播種日, PPOP は播種量 (単位面積当りに播種する量), PLDP は播種する深さ, PLRS は播種する列の間隔である。FAMN1 は基肥窒素投入量, FDEP1 は基肥を与える際の深さ, FDEP1 は基肥する際の深さ, FAMN2 と FAMN3 は追肥窒素投入量, FDEP2 と FDEP3 は追肥する際の深さである。

結果、播種日が最も相関が高かった。

図 4.10 も同様に、環境パラメータと LAI の相関係数を棒グラフに並べたものである。LAI の場合も播種日との相関が最も高かった。

これらの結果から、作物の生育をシミュレーションするのに、播種日の設定が大変重要であることがわかった。

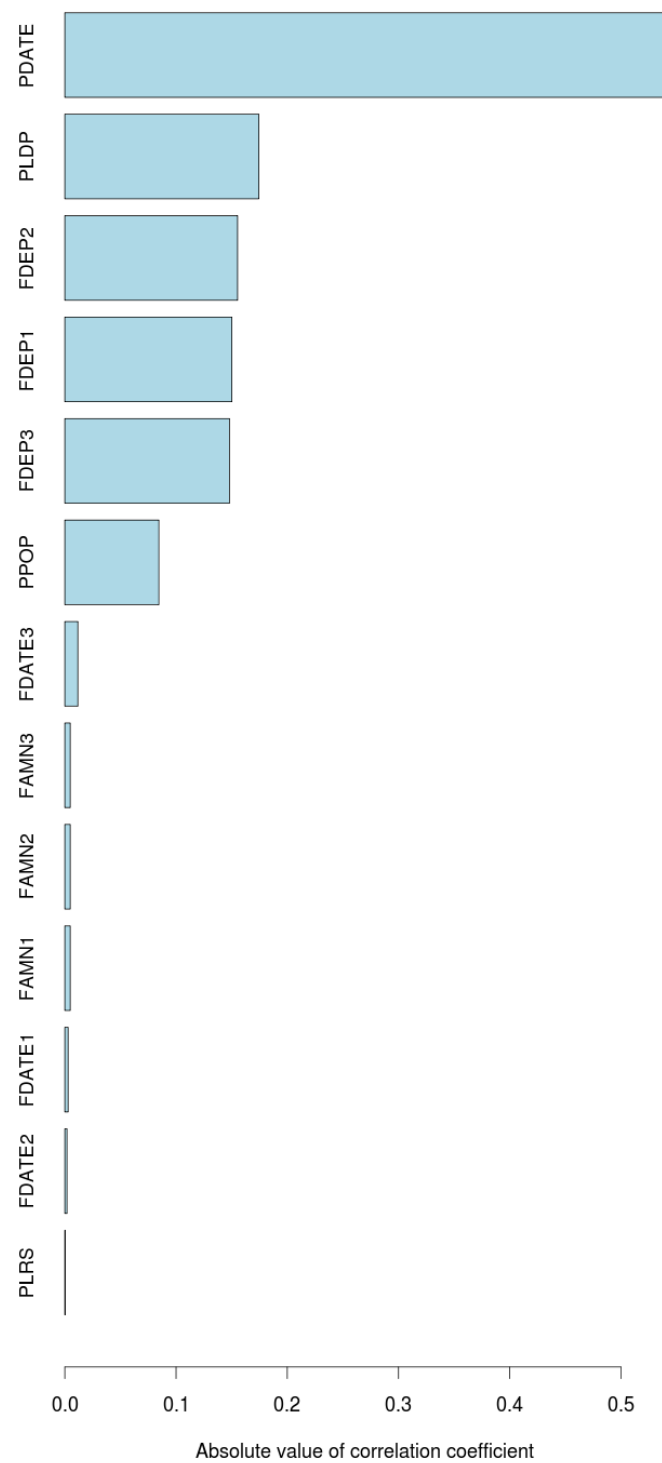


図 4.9: 環境パラメータと単位面積当り収穫量の相関係数.

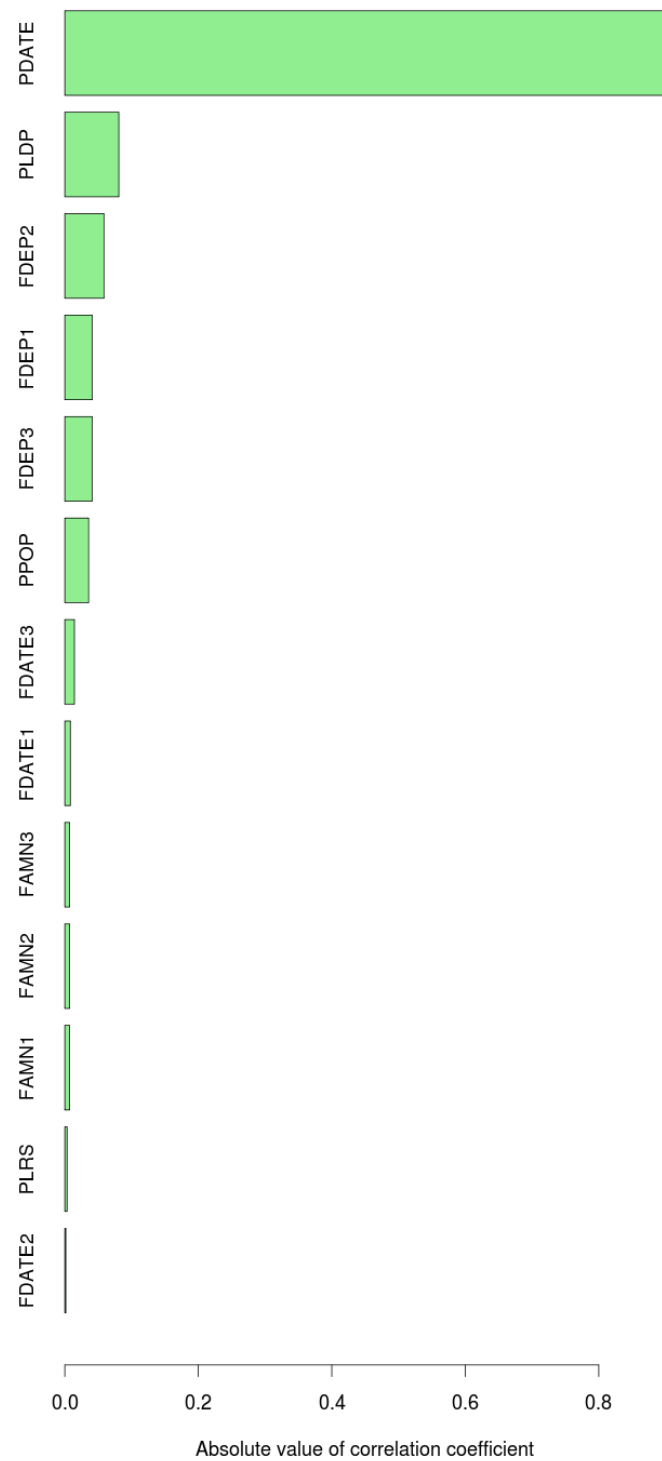


図 4.10: 環境パラメータと積算 LAI の相関係数.

モデルが計算する LAI を衛星の LAI で同化するため、環境パラメータが生育期間に LAI の生長にどのように変動するかを調べた。遺伝的パラメータは十勝農業試験場のホクシンで推定したものを設定した。環境パラメータを乱数で 20,000 回変えたものを 2003 年から 2009 年までの気候データを用いて、DSSAT-CSM で計 120,000 回計算した。図 4.11 は、横軸を DAP (Day after planting), 縦軸を LAI とし、120,000 回のシミュレーション結果をプロットしたものである。この図から、環境パラメータを変えることで、各生育ステップでどのくらい LAI が変動するかがわかる。

播種して 50 日から 100 日後の間、最も LAI が変動している。データ同化する際、最も効果的な時期はこの時期だと考えられる。また、200 日後から急激な勢いで LAI が生長している。この生長を衛星で観測できるかが重要な課題となると考えられる。

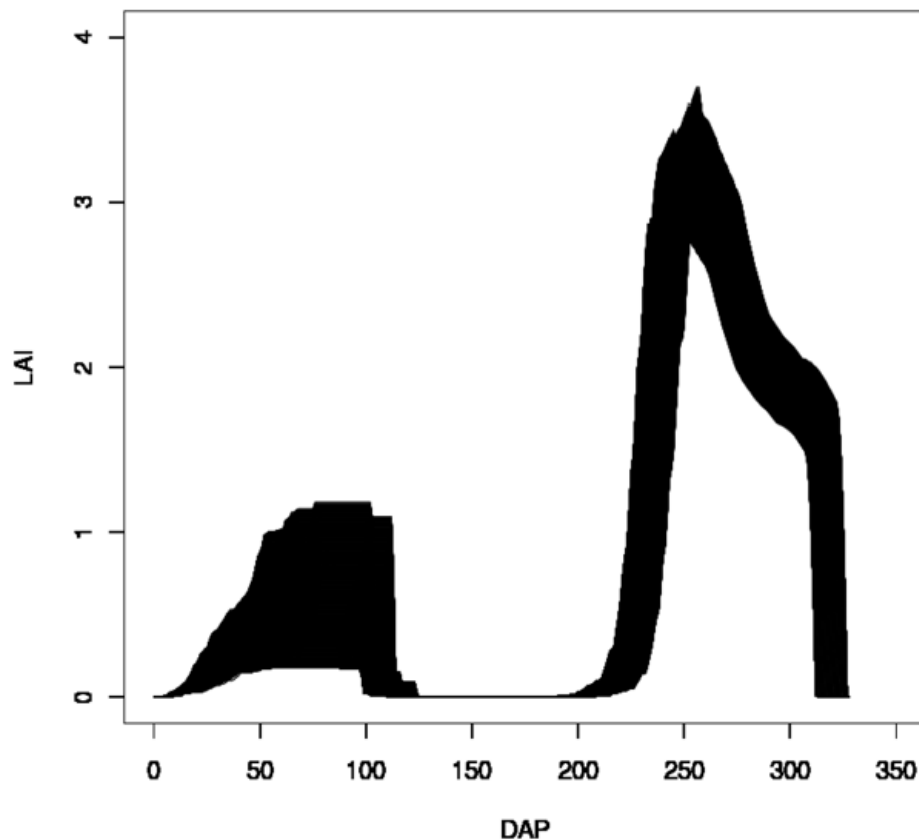


図 4.11: 播種後の LAI の生長変動 (試行回数 120,000).

4.2.4 各環境パラメータの播種後の経時的感度分析

既往研究の Fang *et al.*, 2008[9] では、小麦の生育期間中の観測値と推定値の差分の積算値が最小になるようなパラメータの組み合わせを探索するような手法を用いている。しかし、各パラメータは小麦生育のある特定の期間中にだけ影響を及ぼすということが考えられる。各パラメータが出力値に対していつ、どれくらいの影響を及ぼすか、定量的に把握するための感度分析を行った。

まず、十勝農業試験場のホクシンの作況報告を参考に、ホクシンの遺伝パラメータを推定した。そして、環境パラメータだけをランダムに 2003, 2004, 2005, 2006, 2007, 2008 年の各年で 20,000 回、計 120,000 回乱数で変えて DSSAT-CSM によるシミュレーション計算をした。そして、播種後の各日数 (DAP: Days After Planting) で出力値 (LAI, DM) と各環境パラメータとの相関係数を計算した。

図 4.12 から 図 4.41 は経時的感度分析の結果である。横軸が DAP, 縦軸が各パラメータと LAI や TWAD との相関係数をあらわしている。それぞれ、各年で同じ様な傾向で LAI と TWAD との相関係数が変動している。播種間隔 (PLRS) などは、高い相関関係がみられなかったもので、本論文での掲載は省略した。

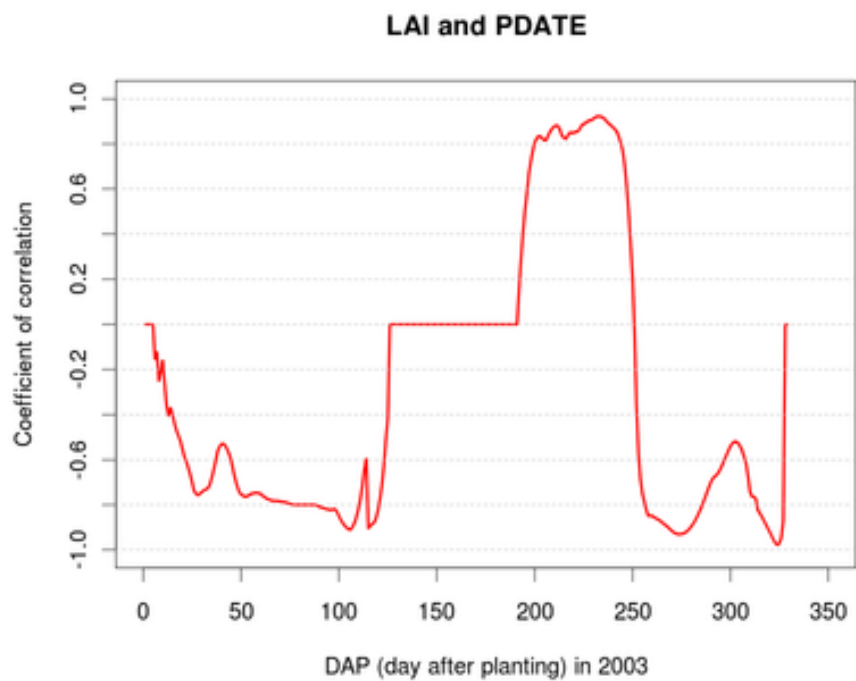


図 4.12: 播種後の各日における, DSSAT で計算した LAI と播種日の相関係数 (2003).

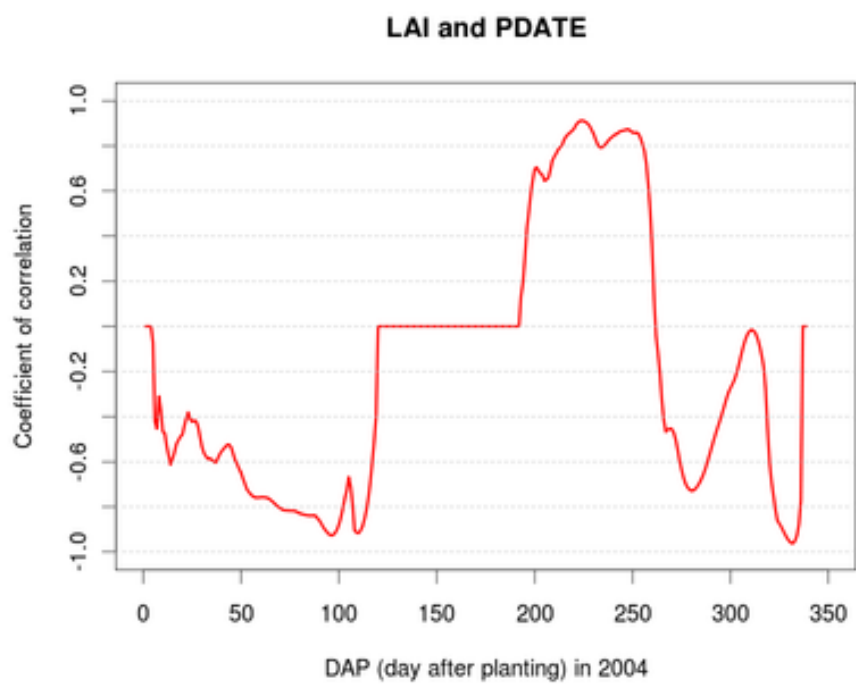


図 4.13: 播種後の各日における, DSSAT で計算した LAI と播種日の相関係数 (2004).

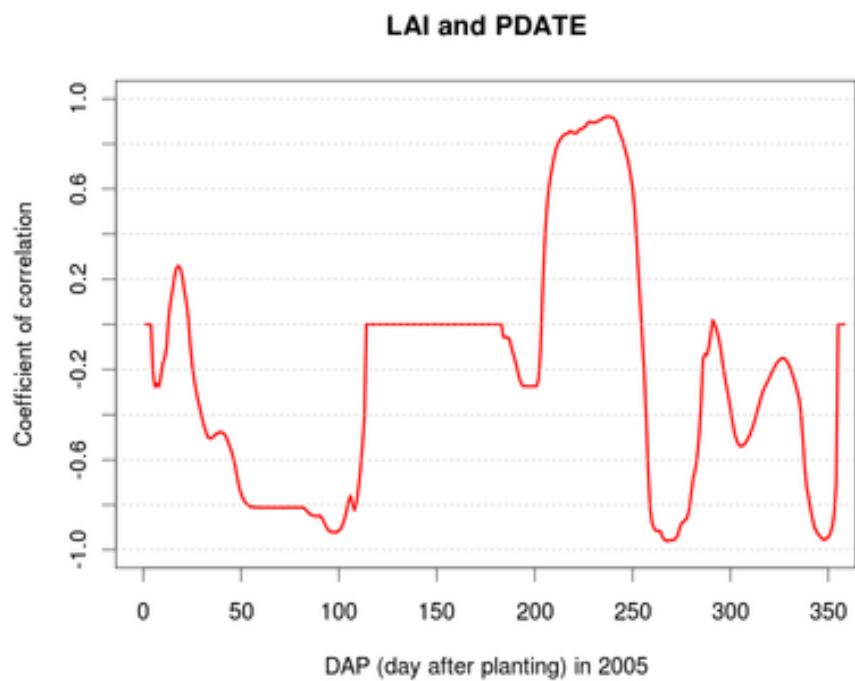


図 4.14: 播種後の各日における, DSSAT で計算した LAI と播種日の相関係数 (2005).

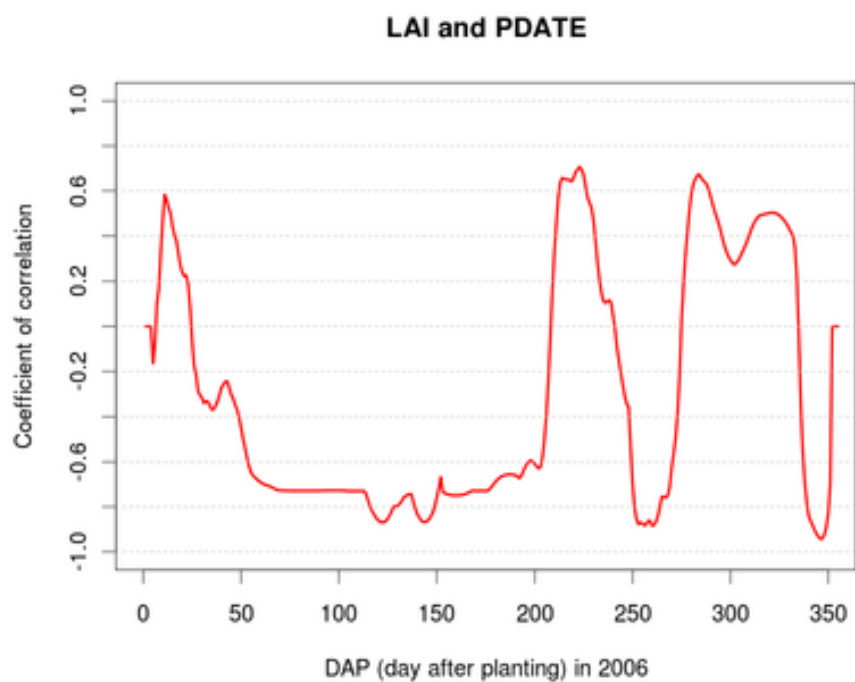


図 4.15: 播種後の各日における, DSSAT で計算した LAI と播種日の相関係数 (2006).

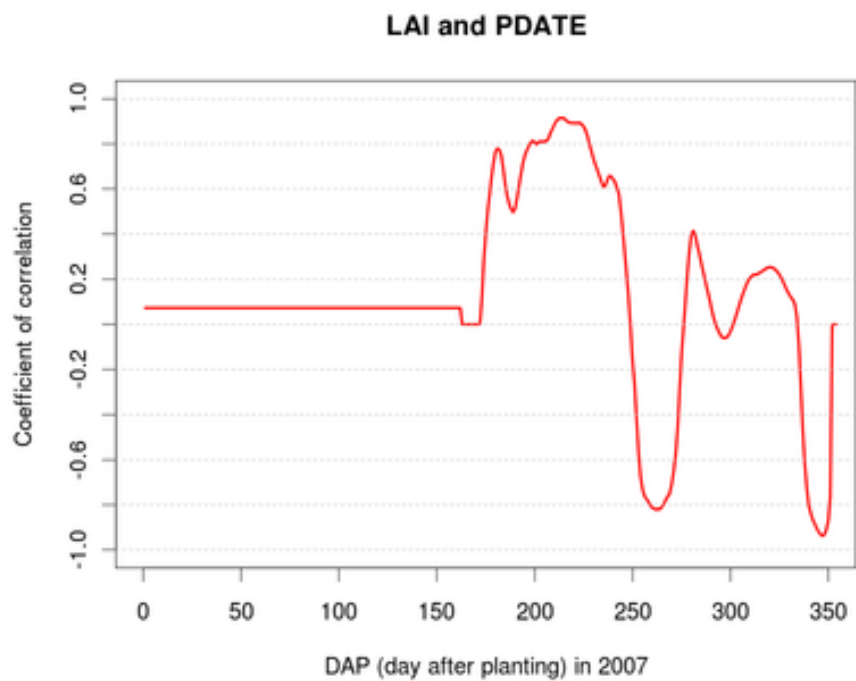


図 4.16: 播種後の各日における, DSSAT で計算した LAI と播種日の相関係数 (2007).

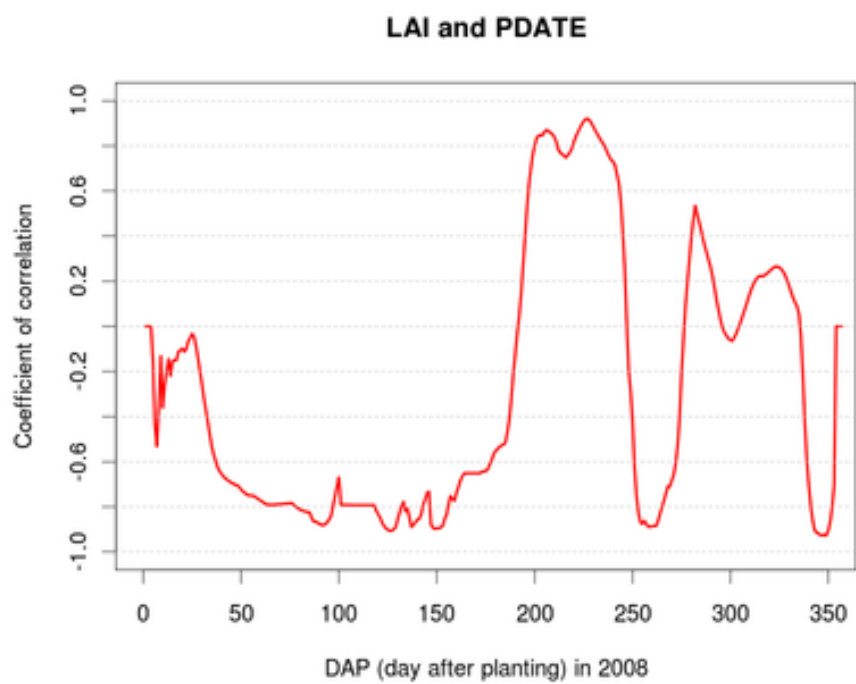


図 4.17: 播種後の各日における, DSSAT で計算した LAI と播種日の相関係数 (2008).

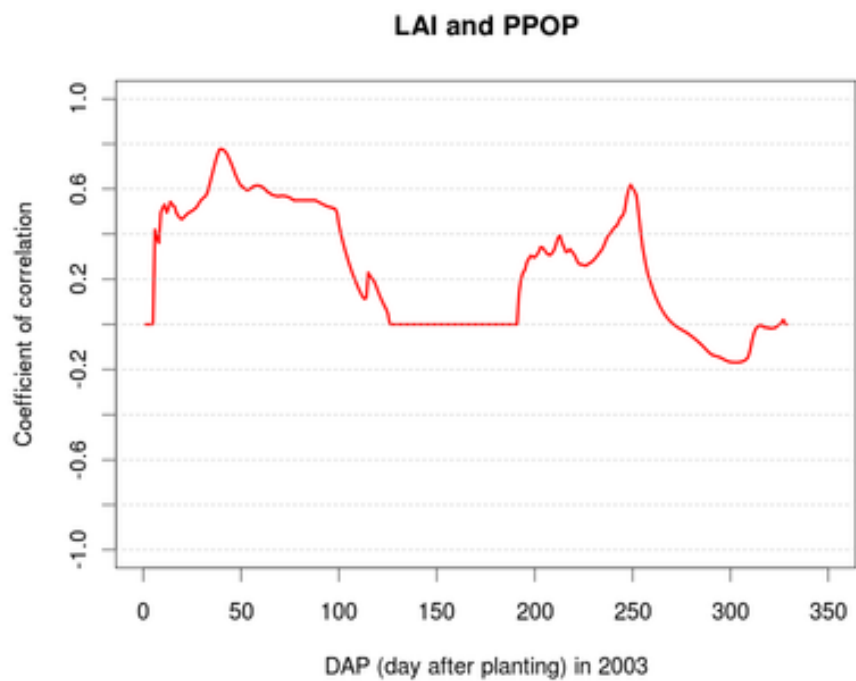


図 4.18: 播種後の各日における, DSSAT で計算した LAI と播種量の相関係数 (2003).

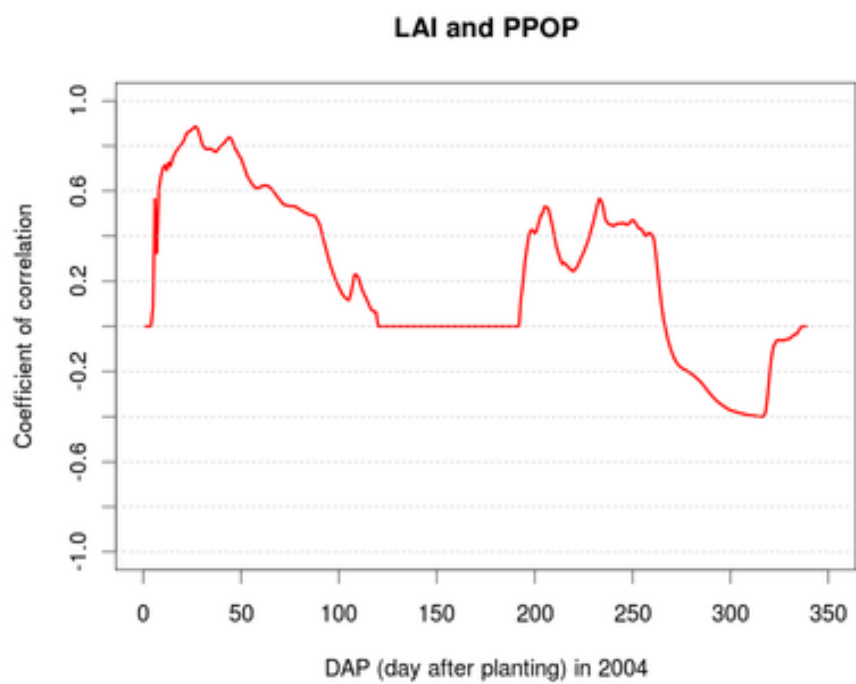


図 4.19: 播種後の各日における, DSSAT で計算した LAI と播種量の相関係数 (2004).

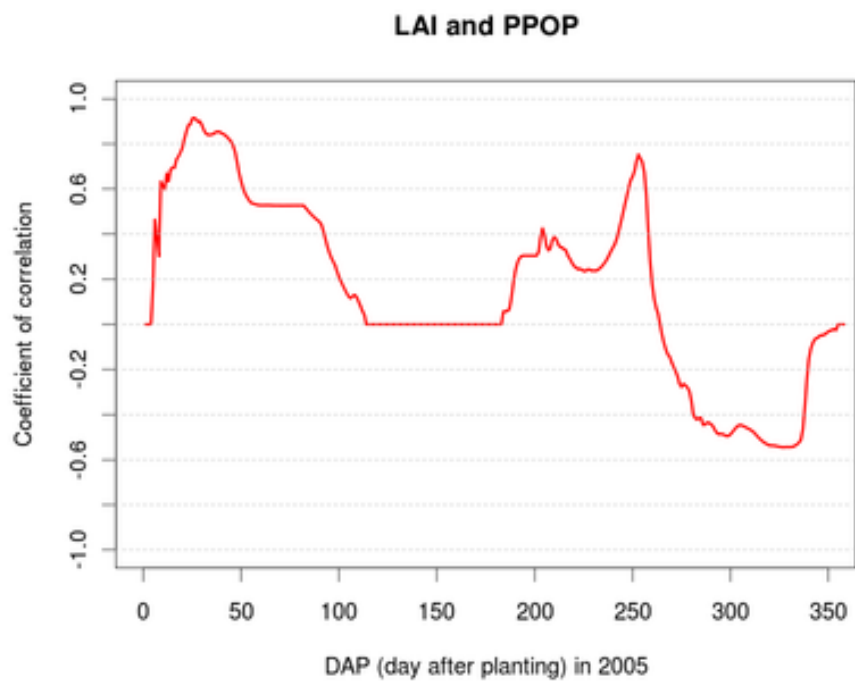


図 4.20: 播種後の各日における, DSSAT で計算した LAI と播種量の相関係数 (2005).

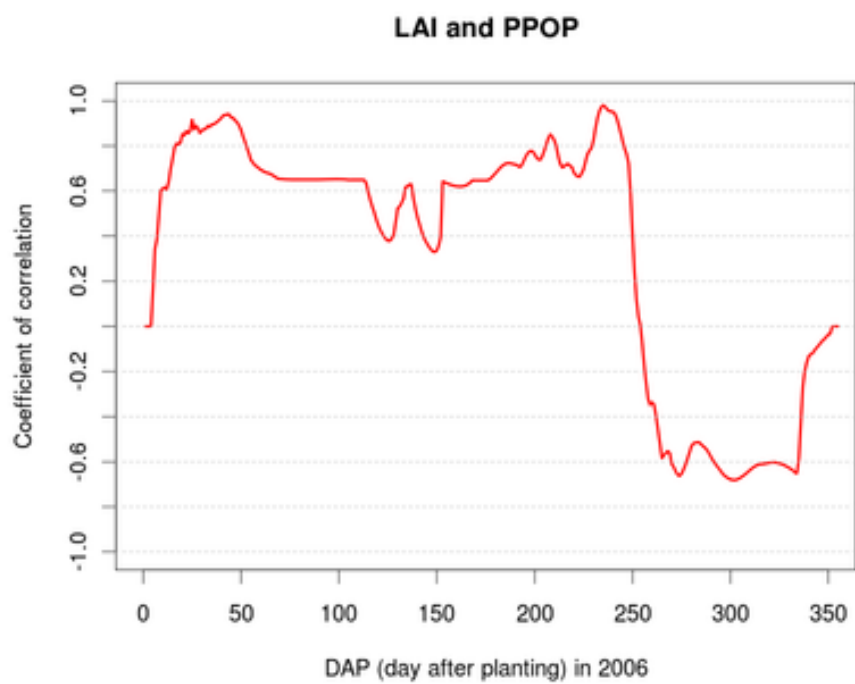


図 4.21: 播種後の各日における, DSSAT で計算した LAI と播種量の相関係数 (2006).

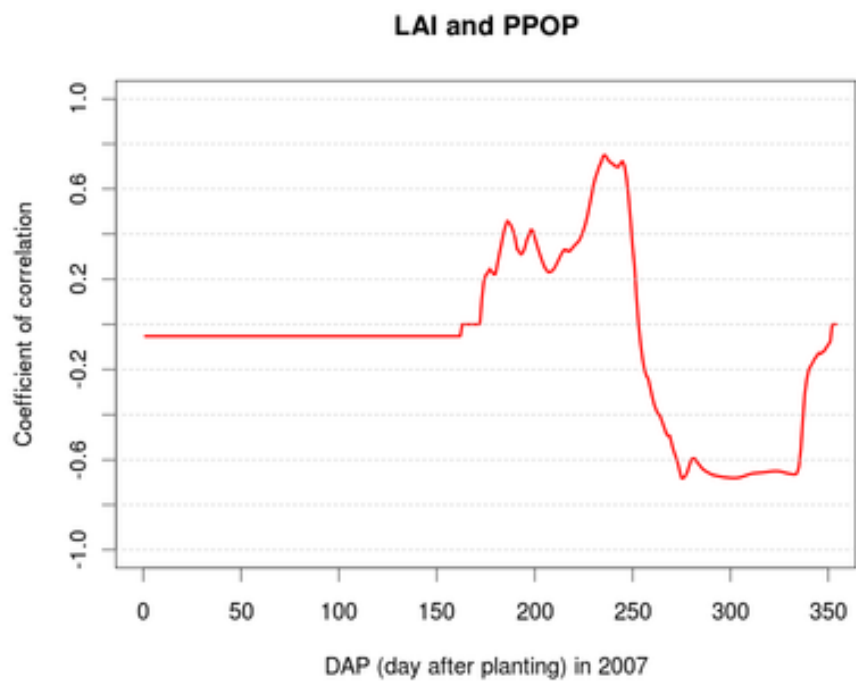


図 4.22: 播種後の各日における, DSSAT で計算した LAI と播種量の相関係数 (2007).

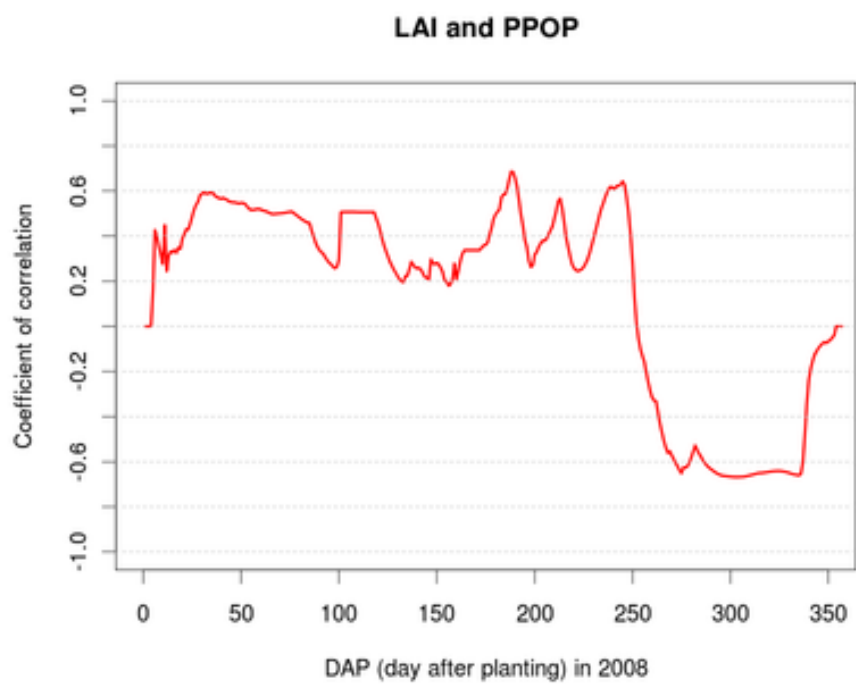


図 4.23: 播種後の各日における, DSSAT で計算した LAI と播種量の相関係数 (2008).

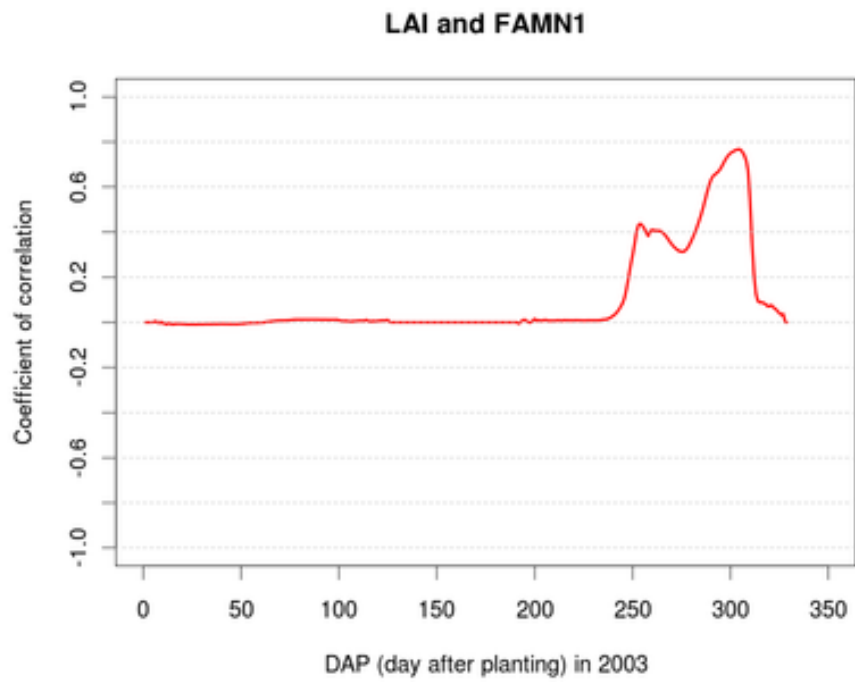


図 4.24: 播種後の各日における, DSSAT で計算した LAI と基肥窒素投入量の相関係数 (2003).

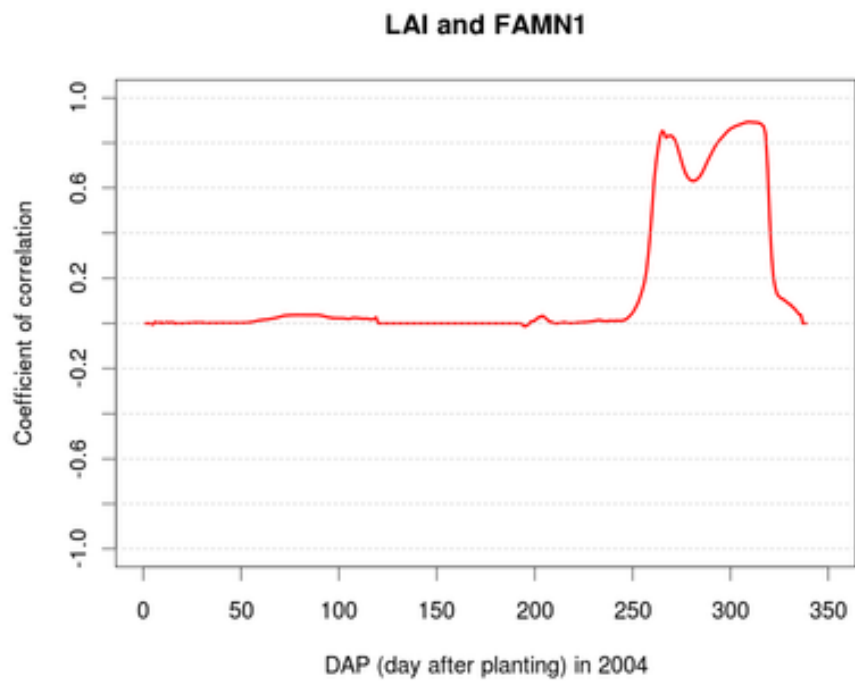


図 4.25: 播種後の各日における, DSSAT で計算した LAI と基肥窒素投入量の相関係数 (2004).

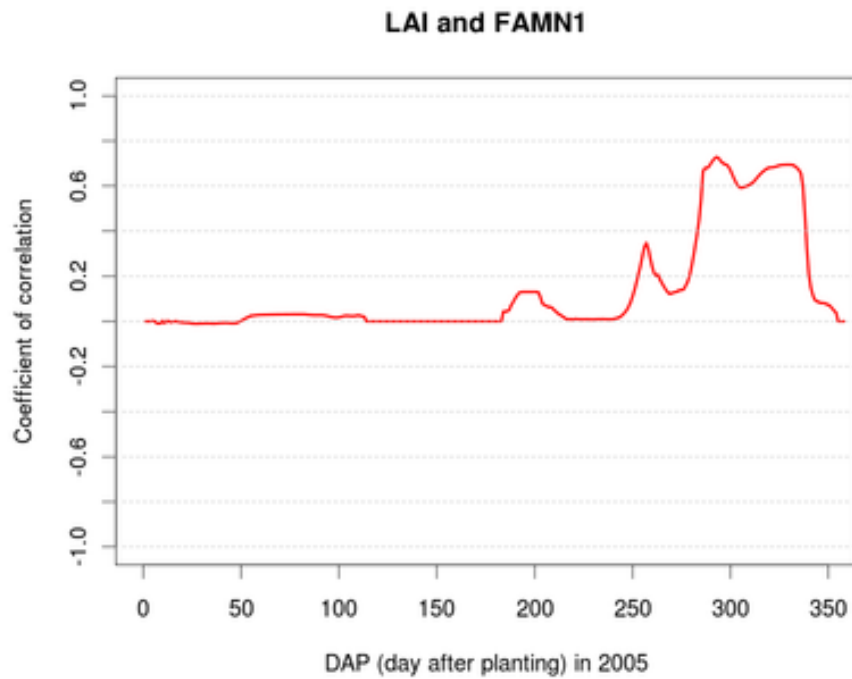


図 4.26: 播種後の各日における, DSSAT で計算した LAI と基肥窒素投入量の相関係数 (2005).

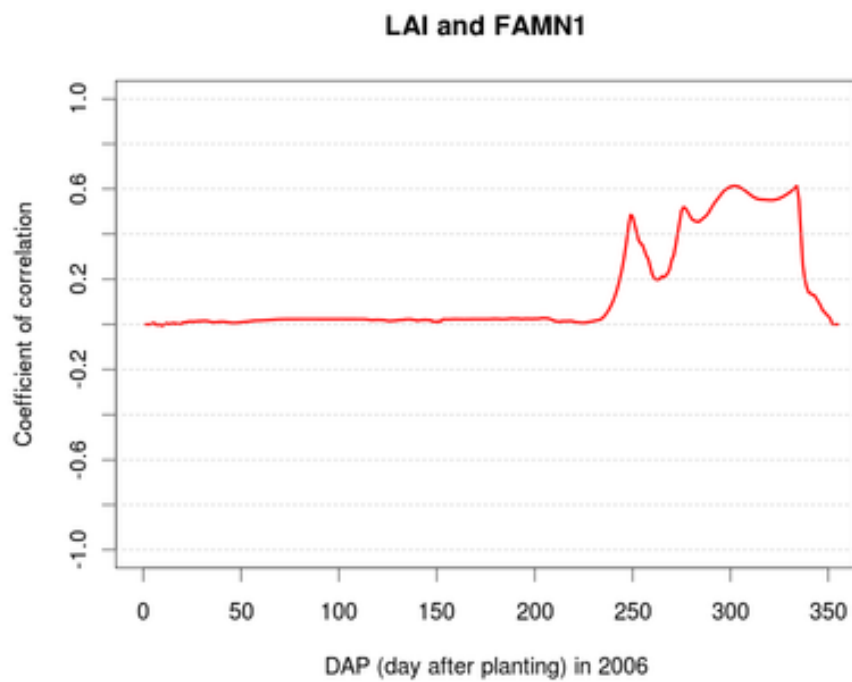


図 4.27: 播種後の各日における, DSSAT で計算した LAI と基肥窒素肥料投入量の相関係数 (2006).

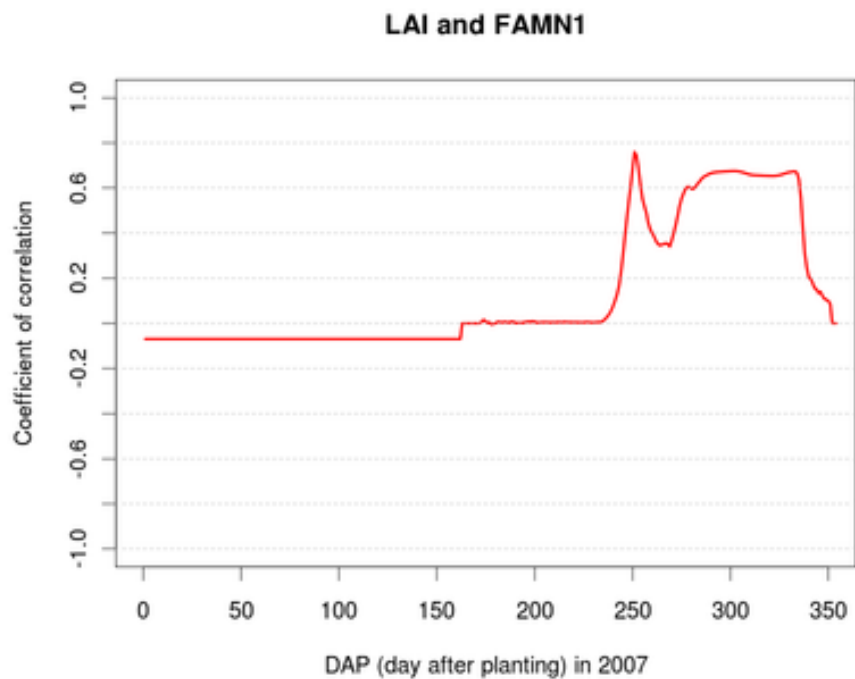


図 4.28: 播種後の各日における, DSSAT で計算した LAI と基肥窒素肥料投入量の相関係数 (2007).

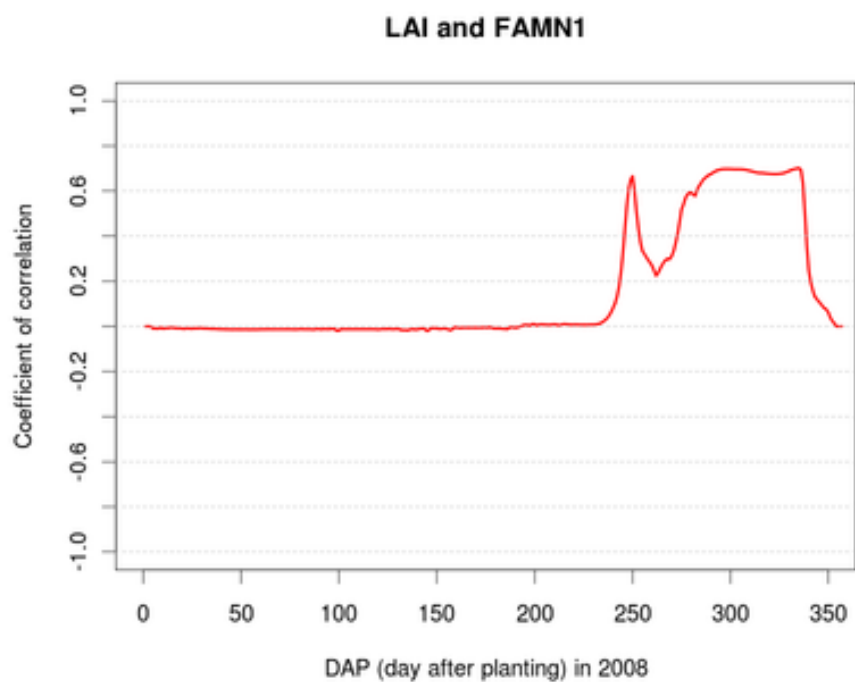


図 4.29: 播種後の各日における, DSSAT で計算した LAI と基肥窒素肥料投入量の相関係数 (2008).

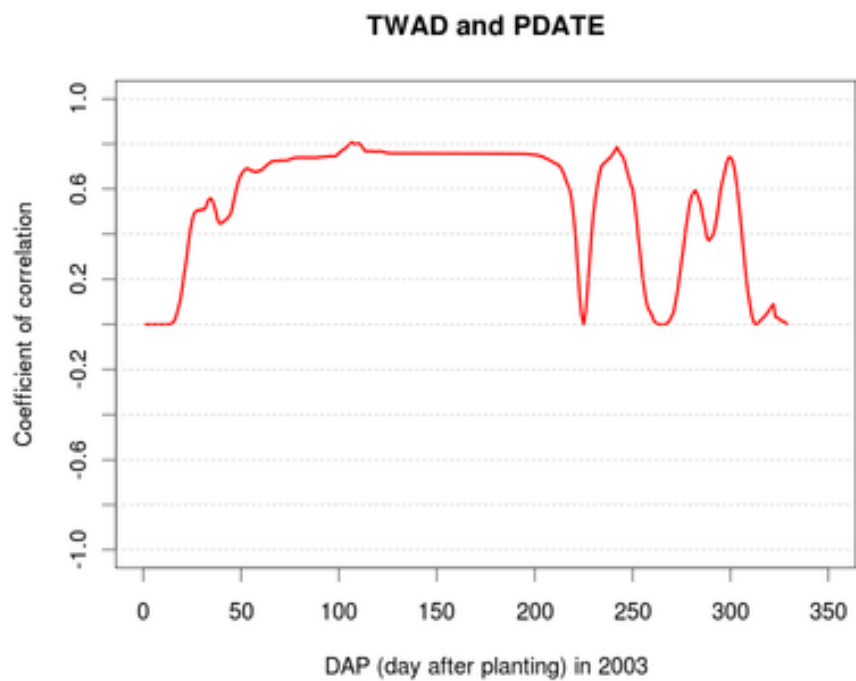


図 4.30: 播種後の各日における, DSSAT で計算した TWAD と播種日の相関係数 (2003).

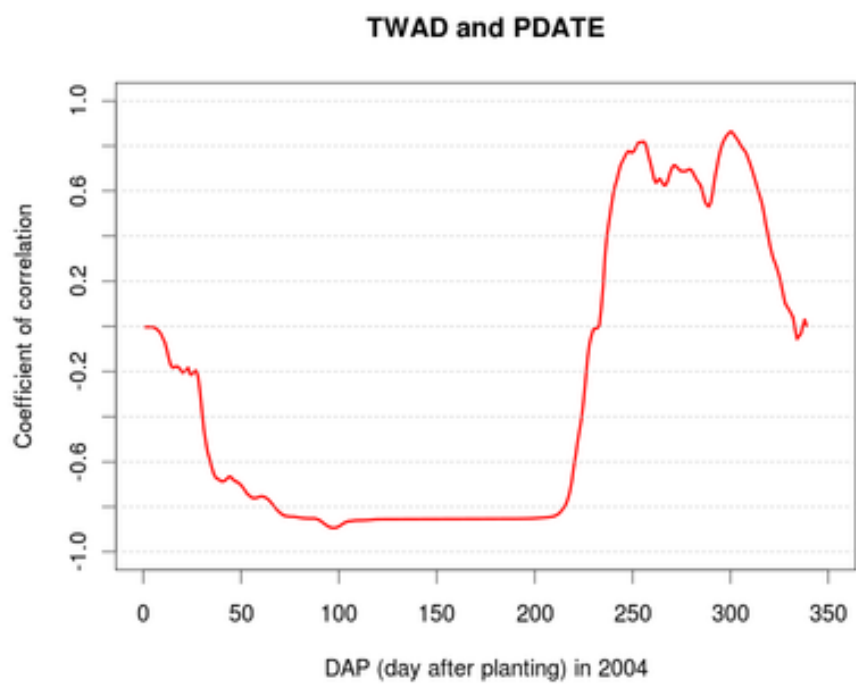


図 4.31: 播種後の各日における, DSSAT で計算した TWAD と播種日の相関係数 (2004).

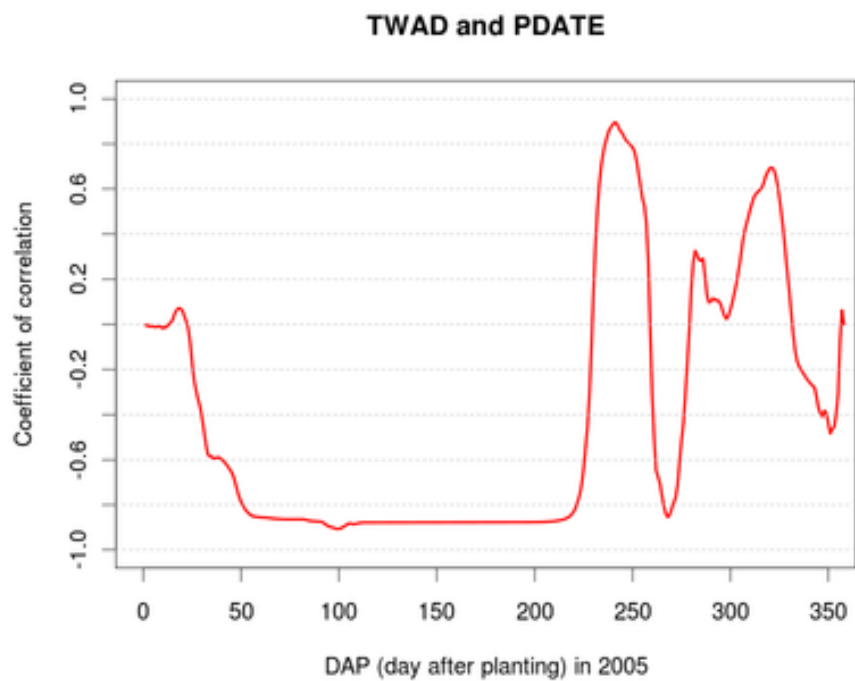


図 4.32: 播種後の各日における, DSSAT で計算した TWAD と播種日の相関係数 (2005).

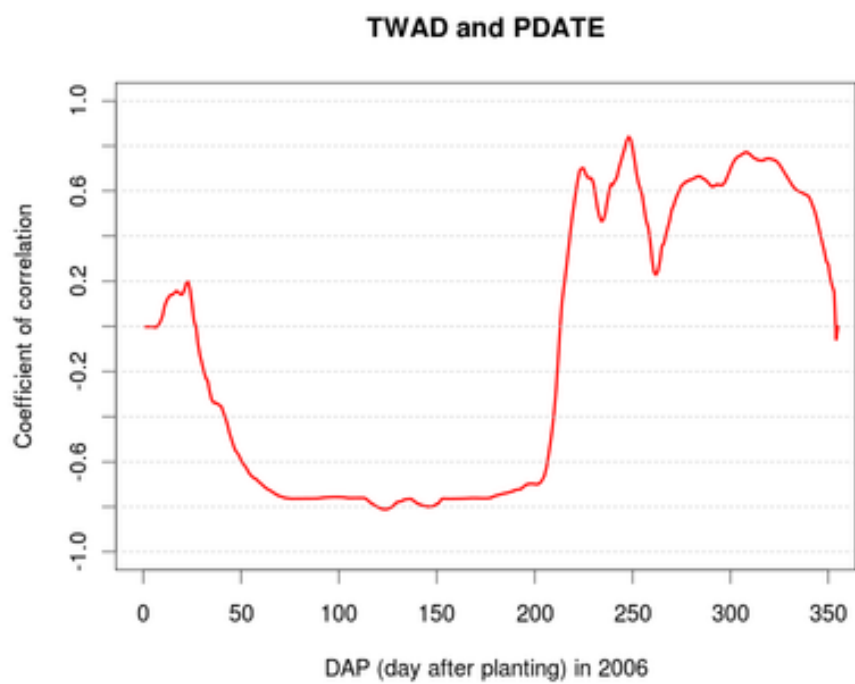


図 4.33: 播種後の各日における, DSSAT で計算した TWAD と播種日の相関係数 (2006).

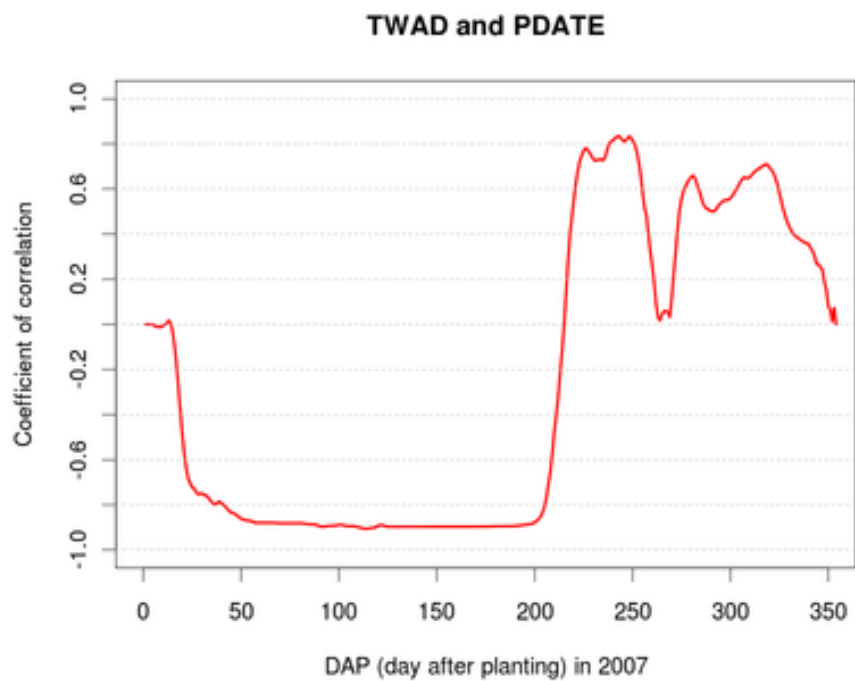


図 4.34: 播種後の各日における, DSSAT で計算した TWAD と播種日の相関係数 (2007).

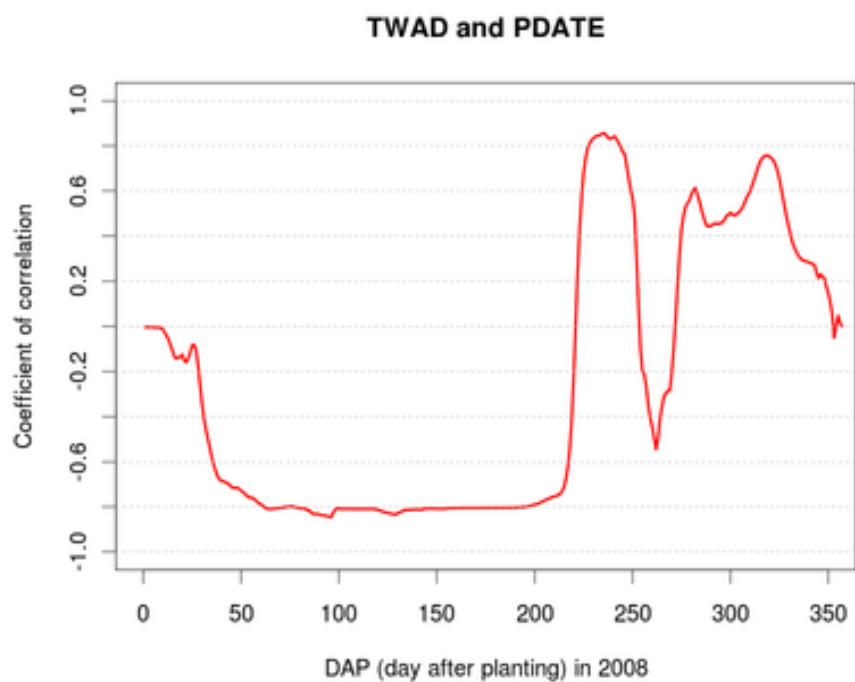


図 4.35: 播種後の各日における, DSSAT で計算した TWAD と播種日の相関係数 (2008).

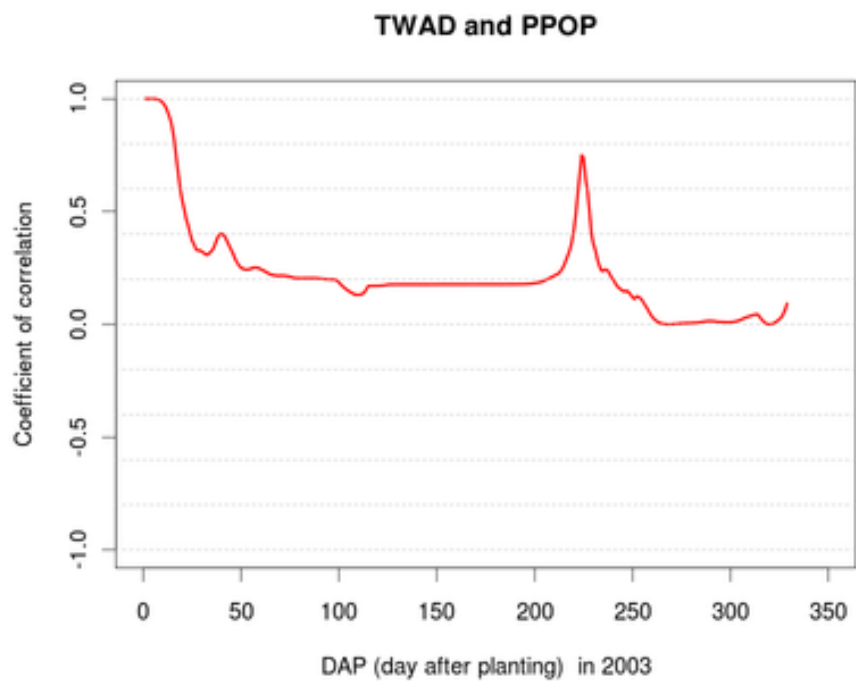


図 4.36: 播種後の各日における, DSSAT で計算した TWAD と播種量の相関係数 (2003).

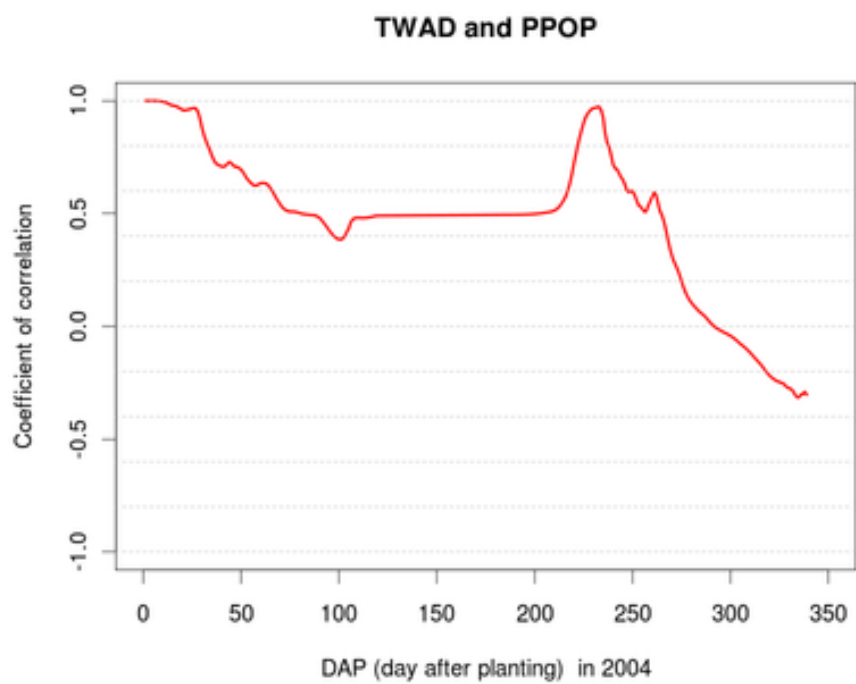


図 4.37: 播種後の各日における, DSSAT で計算した TWAD と播種量の相関係数 (2004).

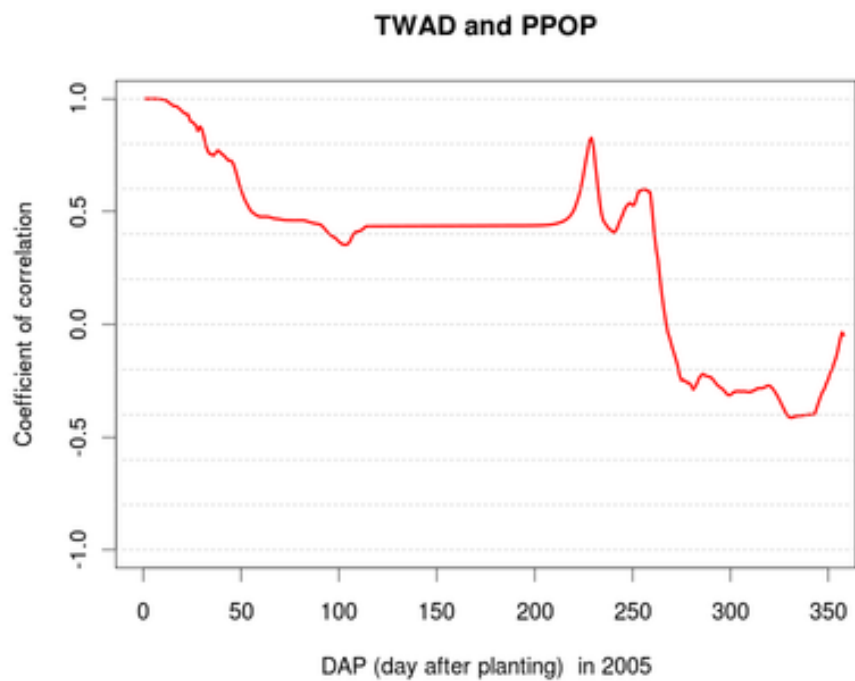


図 4.38: 播種後の各日における, DSSAT で計算した TWAD と播種量の相関係数 (2005).

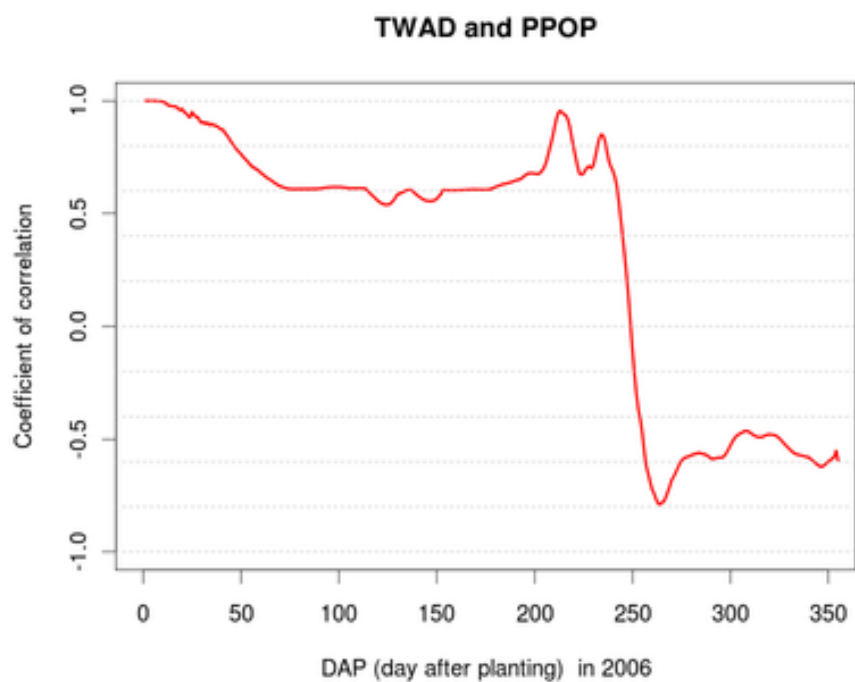


図 4.39: 播種後の各日における, DSSAT で計算した TWAD と播種量の相関係数 (2006).

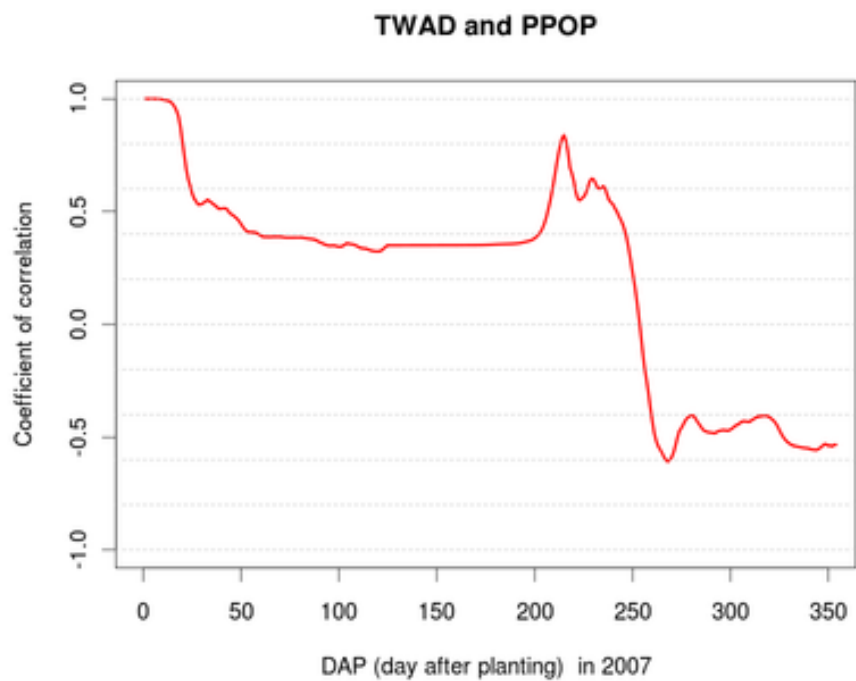


図 4.40: 播種後の各日における, DSSAT で計算した TWAD と播種量の相関係数 (2007).

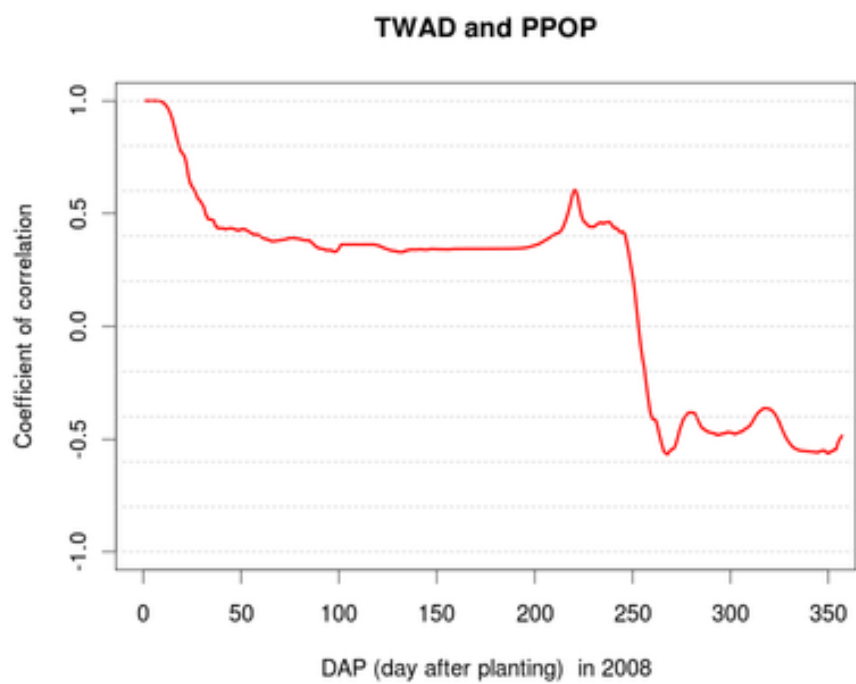


図 4.41: 播種後の各日における, DSSAT で計算した TWAD と播種量の相関係数 (2008).

第5章 研究対象地域

本研究では、地方独立行政法人 北海道立総合機構 農業研究本部 十勝農業試験場 の秋播き小麦を対象とした。試験場で栽培されている秋播き小麦、ホクシン (北見 66 号) の播種日、肥料に関する情報を参考にした。作況報告書は、十勝農業試験場のホームページ (<http://www.agri.hro.or.jp/tokachi/>) から入手した。北海道では日本全国の約 6 割の小麦を生産しており、そのほとんどが秋播き小麦である。その中でもホクシンは北海道で現在最も多く生産されている国産小麦の品種である。十勝農業試験場以外にも中央農業試験場、上川農業試験場でも試験栽培されている。今回、十勝農業試験場のデータを用いた理由は、播種日、肥料投入日、肥料投入量が詳細に記載されており、遺伝パラメータを推定するのに容易だったからである。十勝農業試験場では、秋播き小麦以外にも、とうもろこし (2006 年まで)、大豆、小豆、菜豆、ばれいしょ (ジャガイモ)、てんさいも栽培されている。

推定のために、遺伝パラメータの組み合わせを乱数で 40,000 回発生させ、2003, 2004, 2005, 2006, 2007, 2008 年に播種し、栽培されたホクシンの子実量 (kg / 10a) の誤差積算が最小になるような遺伝パラメータの組み合わせを選択した。遺伝パラメータに参考した環境データは以下の表の通りである。

ホクシンは例年、9 月の中旬から下旬にかけ播種し、下旬に出芽する。11 月の下旬頃から 4 月上旬まで越冬期に入り、中旬から下旬までの間が起生期となる。5 月中旬頃に幼穂形成期、6 月上旬に止葉期、6 月中旬に出穂期、7 月上旬に乳熟期、下旬が成熟期といわれている。

表 5.1: 十勝農業試験場でのホクシンの播種日、追肥投入日と収穫量

| 播種日 | 追肥投入日 | 収穫量 | 作況 |
|------------|------------|-----------------------------|------|
| 2003.09.18 | 2004.04.18 | 5380 (kg ha ⁻¹) | やや不良 |
| 2004.09.18 | 2005.04.18 | 6470 (kg ha ⁻¹) | 良 |
| 2005.09.22 | 2006.04.26 | 4930 (kg ha ⁻¹) | 不良 |
| 2006.09.22 | 2007.04.18 | 5620 (kg ha ⁻¹) | 平年並み |
| 2007.09.26 | 2008.04.07 | 6340 (kg ha ⁻¹) | 良 |
| 2008.09.10 | 2009.04.10 | 5290 (kg ha ⁻¹) | 不良 |

表 5.2: 十勝農業試験場での基肥量, 及び追肥投入量

| N (kg ha ⁻¹) | P ₂ O ₅ (kg ha ⁻¹) | K ₂ O | MgO (kg ha ⁻¹) | 備考 |
|--------------------------|--|------------------|----------------------------|----|
| 40 | 160 | 98 | 40 | 基肥 |
| 80 | - | - | - | 追肥 |

播種量は 255 (粒 m⁻²) である. 十勝農業試験場の報告書では, 2004 年から毎年 10 月 20 日に葉数を計測している. DSSAT-CSM も毎日の葉数を出力するので比較することができた.

表 5.3: 10 月 20 日における, 十勝農業試験場で報告された小麦の葉数と DSSAT-CSM が計算した葉数.

| 年 | 報告されている葉数 | DSSAT-CSM の葉数 |
|------|-----------|---------------|
| 2004 | 4.2 | 4.2 |
| 2005 | 3.7 | 3.7 |
| 2006 | 3.7 | 3.5 |
| 2007 | 3.1 | 2.6 |
| 2008 | 3.4 | 2.9 |

第6章 衛星データ

6.1 衛星データによる光合成有効放射量の推定

作物の生育に欠かせない重要な要素である光合成有効放射量 (Photosynthetically Active Radiation: PAR) は, $0.4\ \mu\text{m}$ から $0.7\ \mu\text{m}$ までの波長帯の日射量を積分したエネルギーである. PAR の単位はいくつかあるが, 本研究では光量子密度 ($\mu\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$) を用いた. 植物はその波長帯の日射量を吸収し, 光合成に利用している. よって, PAR は作物の生育シミュレーションに重要な情報だといえる. 本研究では Nasahara[21] の手法で衛星データから日積算 PAR を推定した. この手法では2つの衛星センサ, Terra/MOSIS と Aqua/MODIS (MODIS: Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) を使っている. 本研究では, 大気補正がされていない, 分解能が $5\ \text{km}$ の L1B プロダクトを使った. このデータは LAADS (Level 1 and Atmosphere Archive and Distribution System) のウェブサイト (<http://ladsweb.nascom.nasa.gov/index.html>) で注文し, 無料でダウンロードできる. PAR の推定には以下の式が用いられている.

$$\text{PAR} = I_0 \frac{1 - R_A - a}{1 - R_G} \quad (6.1)$$

I_0 は大気上端に入射する日積算 PAR で, 天文学的に計算し求めることができる. R_A は大気上端の反射率で, 衛星データから求める. 使用したのはバンド 1 (観測波長帯は $620 - 670\ \text{nm}$) である. R_G は地表面の反射率で, R_A の1ヶ月間の最低値を取り, 雲の影響を取り除くことで簡易的に求めた. a は大気による PAR の吸収率を示すパラメータである. a は大気の状態や太陽天頂角で変化するが, 0.07 から 0.14 までの値となったので, その中間値 0.1 とおいた. Terra/MODIS と Aqua/MODIS で PAR をそれぞれ求め, 平均することでその日の日積算 PAR を得た. このアルゴリズムを用いることで, 可視域内の反射率を観測するバンドを持つセンサであれば, PAR を推定することができる.

6.1.1 衛星の PAR からの日射量推定

前節では、衛星データから PAR を推定する手法を示した。しかし、DSSAT-CSM は日射量の代わりに PAR を直接的に入力することはできない。よって、Muramatsu[19] の手法を用いて、衛星の PAR から日射量を推定した。PAR のエネルギーが全天日射量に対して約 5 割を占めているといわれている。しかし、その割合は季節や地域によって変動する。その要因は大気中に存在する水蒸気量やエアロゾルなどによるものだと考えられる。夏期の間では気温が上昇し、大気中の水蒸気量が多く発生する。水蒸気は可視よりも波長が長い赤外線をよく吸収する性質をもつ。逆に冬期では、水蒸気が減少することで水蒸気による吸収量も減少する。よって日射量に対する PAR の割合は、夏期の場合に大きくなり、冬期の場合は小さくなる。以下の式 6.2 で、衛星の PAR から日射量を求めた。

$$\text{SRAD} = 0.22 \times \frac{\text{PAR}}{r} \quad (6.2)$$

0.22 は、光量子密度から日射量に変換する係数で、 $1 \mu\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$ 当り、 0.22 W m^{-2} である。 r は日射量に対する PAR の割合、SRAD は日射量 (W m^{-2}) である。

全天日射量に対する PAR の割合の既往研究は Jacovides *et al.*, 2004[13] も挙げられる。この研究では、キプロス島で 3 年間、地上観測された PAR と日射量を用いて、季節的に割合がどのように変動しているか調べられている。

6.2 衛星データによる葉面積指数 (LAI)

植生指数 (Leaf Area Index: LAI) は、地表の単位面積に対しての、その上方に存在するすべての葉の片側の総面積の比率である。植物の個体に対しての LAI はその植物の生長を示す。LAI は 0 以上の値をとり、大部分の植物は 5 ～ 6 以下の値をとる。LAI の増加に従い、葉の光合成による可視光の吸収が増し、NDVI も増加する。しかし LAI が 3 から 4 以上になると可視光の吸収も NDVI もあまり増加しない (<http://www.science.aster.ersdac.or.jp/jp/glossary/jp/yo/lai.html>)。

MOD15A2 は、LAI と FPAR を含む MODIS のプロダクトである。FPAR (Fraction of PAR) は、PAR に対する APAR (Absorbed PAR: PAR の吸収量) の割合である。Running *et al.*, 2000[25] によって FPAR と NDVI 関係式が以下のようにして示されている。

$$\text{FPAR} = \frac{\text{APAR}}{\text{PAR}} \approx \text{NDVI} \quad (6.3)$$

詳細は MOD15A2 のアルゴリズムマニュアル ([20]) に書かれているが, LAI も FPAR も MODIS データで推定するときは NDVI から説明される式として考えられている. MODIS やその他のあらゆるデータやプロダクトからデータテーブルを作って分類し, 回帰的に当てはめて推定されている.

6.3 衛星データによる総一次生産量 (GPP)

総一次生産量 (GPP: Gross Primary Production) とは, 植物が光合成によって大気中の二酸化炭素を吸収し, どれだけ炭素を固定したかを表す量である. 純一次生産量 (NPP: Net Primary Production) は GPP から呼吸による炭素放出量を差し引いたものであり, 食糧問題や地球温暖化を考える上で重要な情報だとされている.

式 3.1 は, 植物が葉で受け取った光をどれだけ光合成するかという最大効率を表している. しかし実際は, 気温や飽差 (Vapour pressure deficit: VPD) の影響によって, LUE は低下してしまう (Running *et al.*, 2000[25]). それらの影響を考え, 衛星データから GPP を推計する式が以下である.

$$GPP = \varepsilon \times PAR \times FPAR \quad (6.4)$$

GPP (kg C m^{-2}) は総一次生産量, ε は日射量利用率, PAR は光合成有効放射量, FPAR は PAR の吸収量の割合である. 実際の環境では, いかに作物を管理していても気候などの影響を受け, 水分や栄養ストレスによって作物のバイオマス生産活動は阻害される. そこで生育期間中の光合成と土壤水分を考慮する基礎的な DM の生産モデルが構築された.

GPP の単位は kg C m^{-2} である. 植物バイオマスの約 5 割が炭素を含んでいるといわれており, 簡易的に GPP をバイオマスに換算できるといわれている (Waring and Running, 1998[30]).

MODIS による GPP のプロダクトデータ, MOD17A2 と MYD17A2 (MOD17A2 は Terra/MODIS から作成されたプロダクト, MYD17A2 は Aqua/MODIS から作成されたプロダクトである.) は LP DAAC (Land Processes Distributed Active Center) で無料で配布されている. MODIS で推定された MOD17A2 は 8 日間の累積コンポジットで, 空間分解能は 1 km である. また, MOD17A2 には GPP 以外に, PSNnet (Net Photosynthesis: 純光合成量) が含まれている. 植物の葉は光合成で CO_2 を吸収するが, 同時に呼吸をして CO_2 を放出する. 植物の CO_2 吸収量を計測すると, 植物が実際に行った光合成量 (総光合成量) よりも少なくなる (これを純光合成量という.). 総光合成量は, 純光合成量に呼吸量 (夜間, 光合成がゼロのときに葉や根

の呼吸によって放出される CO₂量)を加えることで求められる。さらに NPP は, PSNnet の年間日積算から, 生きている幹の維持呼吸, 葉, 根と幹の成長呼吸を差し引くことで求まる (Running *et al.*, 1999[24]).

MOD17A2 の作成方法はまず, 地表面反射率プロダクト (MOD09) から 土地被覆プロダクト (MOD12), アルベドプロダクト (MODAGAGG) を生成する。その 2 つから LAI と FPAR の daily プロダクト (MOD15A1) プロダクト, GPP と PSNnet を含む Daily intermediate プロダクト (MOD17A1) を作成する。次に MOD17A1 から GPP と PSNnet の 8-day summation プロダクト (MOD17A2) を作成する。最後に, MOD17A2 を用いることで, 年間の NPP を求めることができる。

MOD17A2 は, 8-day summation プロダクトなので, daily の値を推定したい場合は, 値を 8 で割ることで得られる。GPP を 2 倍にすることで, 植物の DM をすることができるので, MODIS の GPP から日々の DM 生産量 (以降から DMP とする。) を計算するには, MODIS GPP の値を 4 で割れば良い。

DSSAT-CSM は, 小麦の DM (kg ha⁻²) を計算することができる。よって以下の式 からその日の生産量 (ΔDM) を求めた。

$$\Delta DM(t) = TWAD(t) - TWAD(t - 1) \quad (6.5)$$

$\Delta DM(t)$ は, ある日 t に生産されたバイオマス量である。

6.4 地球資源観測衛星 Landsat

Landsat は, アメリカ航空宇宙局 (the National Aeronautics and Space Administration: NASA) などが打ち上げている人工衛星である。1972 年に 1 号機が打ち上げられて以来, 7 号機まで打ち上げられており, 現在も観測が継続されている。7 号は 1999 年 4 月 15 日に打ち上げられ, 今も運用中だが 2003 年 5 月に観測機器が故障し, データの一部に欠損が生じている。よって, 本研究では 1999 年から 2003 年までの十勝地方における Landsat 衛星画像 を収集した。Landsat 7 号機には ETM+ (Enhanced Thematic Mapper Plus) センサーが搭載されており, 青色, 緑色, 赤色, 近赤外, 遠赤外や中間赤外など 7 つの観測バンドを持っている。空間分解能は 30 m なので, MODIS よりも細かく観測できるが, トレードオフで時間分解能が数十日なので観測頻度が低い。現在は USGS (the United States Geological Survey) のウェブサイト (http://landsat.usgs.gov/products_data_access.php) から無料でダウンロードす

ることができる. 本研究では, 2000 年 6 月 17 日, 8 月 13 日, 10 月 16 日, 11 月 17 日と 2001 年 1 月 20 日に撮影されたデータを用いた. 1 シーンの範囲は図 6.1 の通りである.

衛星画像から, 十勝地方一帯に耕作地が広がっていることがわかる.

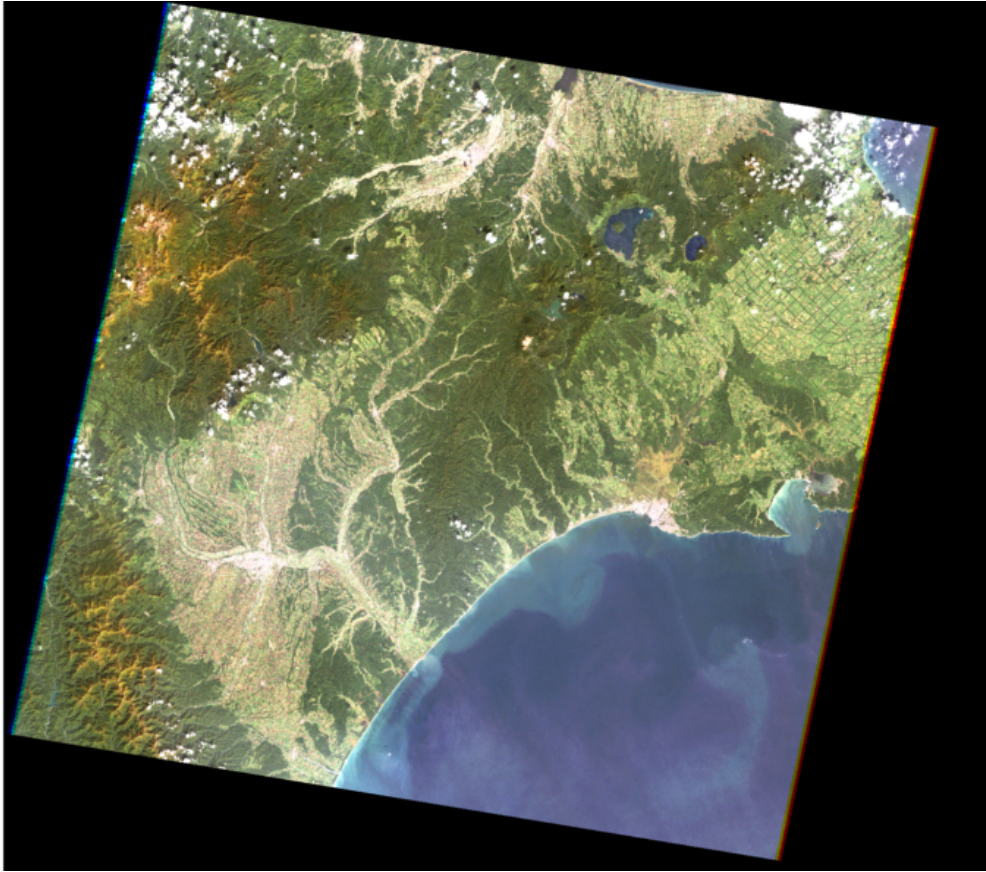


図 6.1: 1999 年 9 月 28 日に北海道東 (十勝地方上空) で Landsat によって撮影された衛星画像.

6.4.1 Landsat 画像による十勝地方のモニタリング

以下の図は Landsat から作成した十勝地方の衛星画像である。それぞれのシーンでトゥルーカラーと NDVI の画像を作成した。NDVI の画像は、赤が低く、黄、緑、青の順に高くなっている。NDVI は、原理的には-1 から+1 の間の値をとる指標である。また植生の量や活性度を表す様な指標なので、値が高いところを緑にする場合がある。だが、マイナスになるのは水や氷など、植生がほとんど全く無いようなときだけである。それを勘案するようなカラーテーブルで表示した。衛星画像の表示や NDVI の計算には、オープンソース GIS, GRASS 6.4.0 (Geographic Resources Analysis Support System) を用いた。

十勝地方では通常、冬小麦は 9 月に播種され、7 月に成熟期を迎える。図 6.4 と図 6.5 は小麦がちょうど出穂期に入った時期に撮影されたものである。図 6.6, ?? は、小麦が成熟し収穫された後に撮影されたものである。それぞれの図から、隣合った耕地区画でも様子が異なる。ランドサットによるトゥルーカラー画像と NDVI 画像だけで、各耕地区画の状態を分類し、明らかにすることは困難だが、同じ耕作地帯でもバラバラに使用されていることがわかる。

図 6.8, 6.9 は、小麦を播種し、出芽した後の様子を撮影したものである。夏期程の差はないが、この時期でも、それぞれの耕地区画での状態は異なる。

図 6.8, 6.9 の時期になると、各耕地区画での植生の差がなくなりはじめている様子が見える。

図 6.12, 図 6.13 では真冬に入り、地表に雪が積もったことで、植生の状態を観測することができなくなった。

Landsat は観測周期が長く、良質なデータを多時期に入手することは難しいため、1 年中の耕作地帯の様子をモニタリングすることはできない。だが得られた衛星画像から、夏期から秋期にかけて、十勝地方の耕作地帯での使用用途に統一感がないことがわかった。MODIS による LAI の空間分解能は 1 km であるので、1 つのピクセル内に小麦を栽培している耕地区画以外の情報を含んでいる可能性がある。よって、少なくとも 6 月から 10 月まで期間の MODIS の LAI データは、ミクセル (Mixed pixel) 問題による影響を受けていることが考えられる。

ミクセル問題とは、「衛星画像の 1 つのピクセルに対応した地表面には構成要素が複数混在しているにもかかわらず、そのピクセルには混合スペクトル情報が 1 つしか記録されない」というものである。



図 6.2: 2000 年 10 月 16 日に 十勝地方上空で撮影された Landsat 画像.

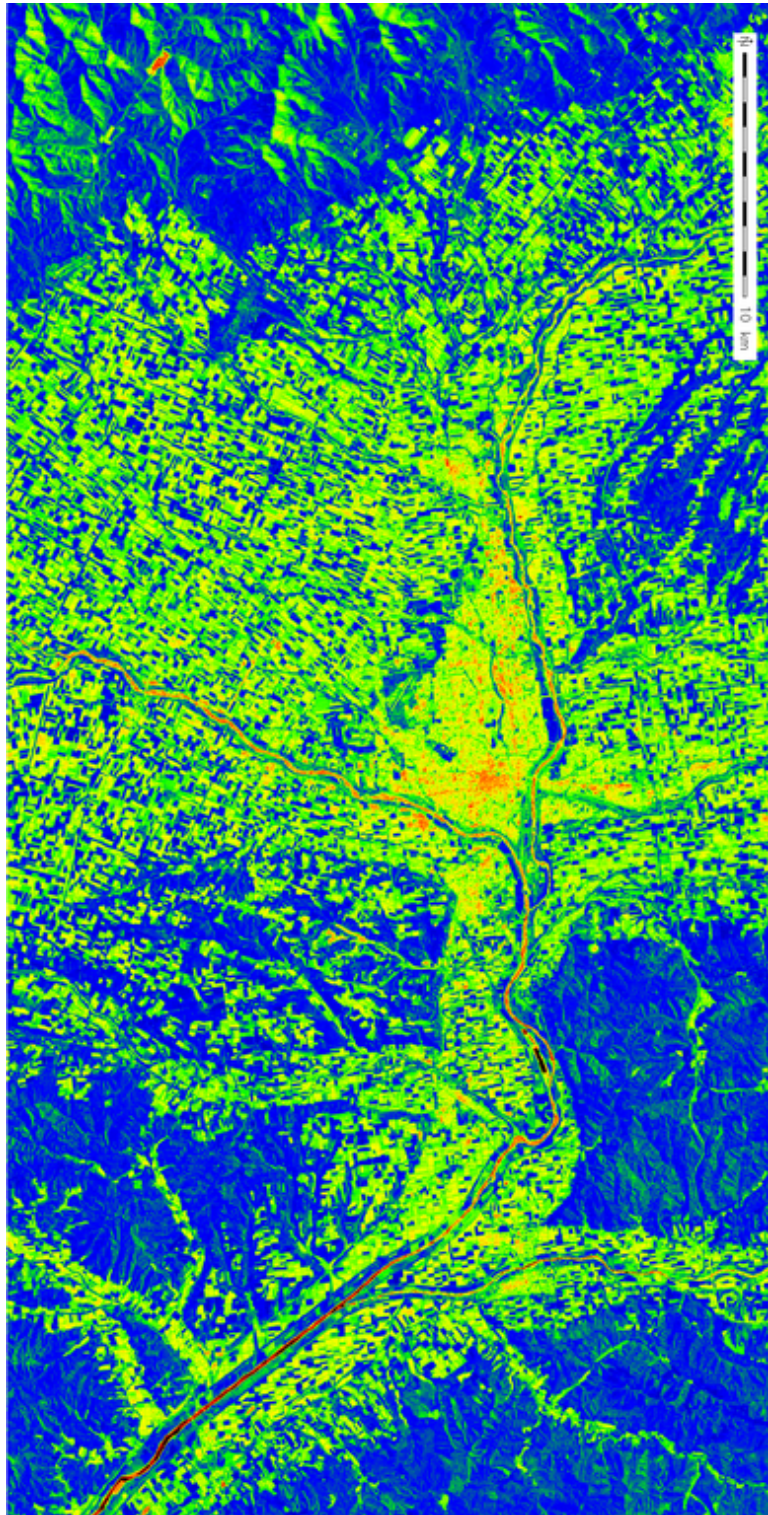


図 6.3: 図 6.2 の Landsat 画像から作成した十勝地方上空の NDVI.



図 6.4: 2000 年 6 月 17 日の Landsat で撮影された十勝農業試験場の上空写真.

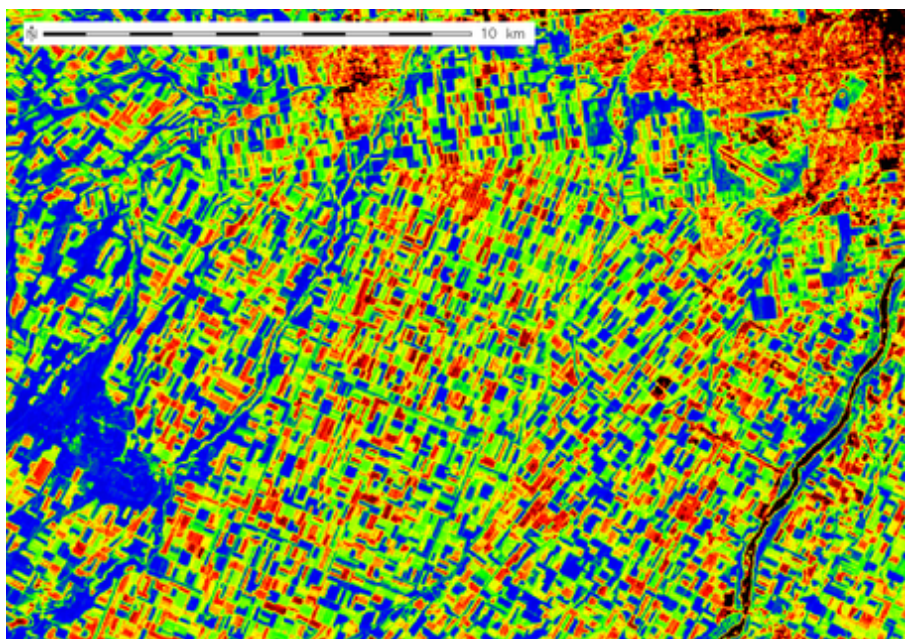


図 6.5: 2000 年 6 月 17 日の Landsat の衛星画像から計算した NDVI.



図 6.6: 2000 年 8 月 13 日に Landsat で撮影された十勝農業試験場の上空写真.

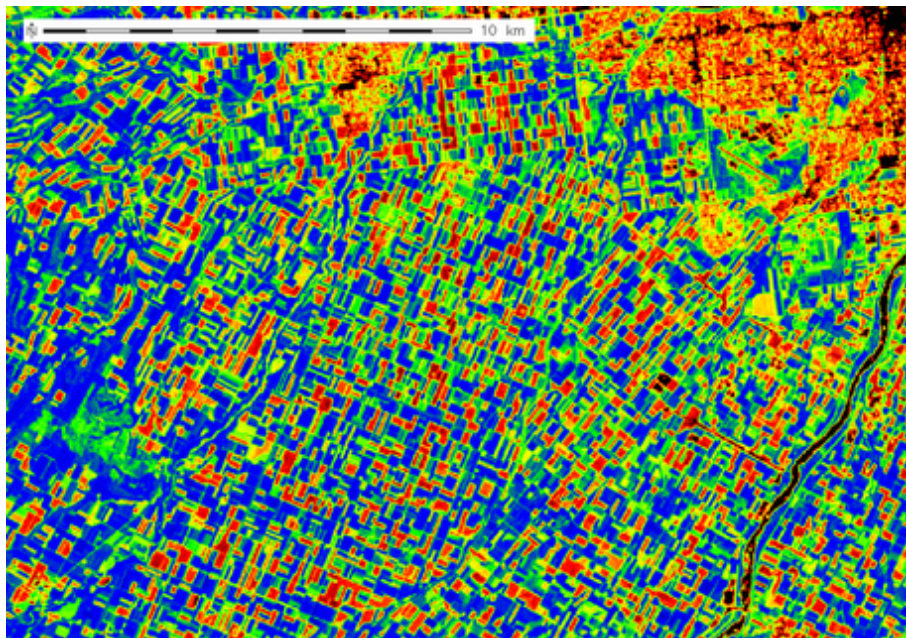


図 6.7: 2000 年 8 月 13 日の Landsat の衛星画像から計算した NDVI.

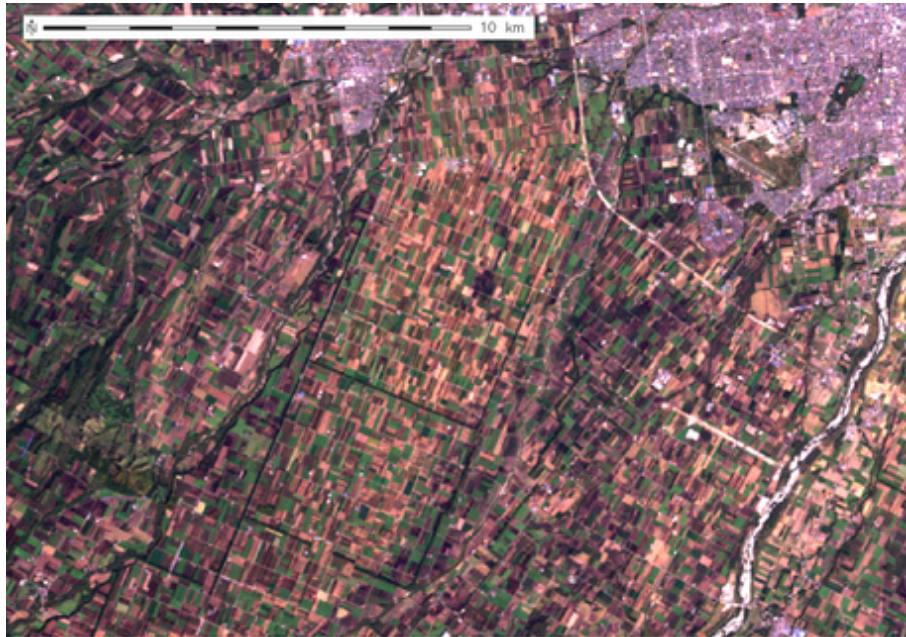


図 6.8: 2000 年 10 月 16 日に Landsat で撮影された十勝農業試験場の上空写真.

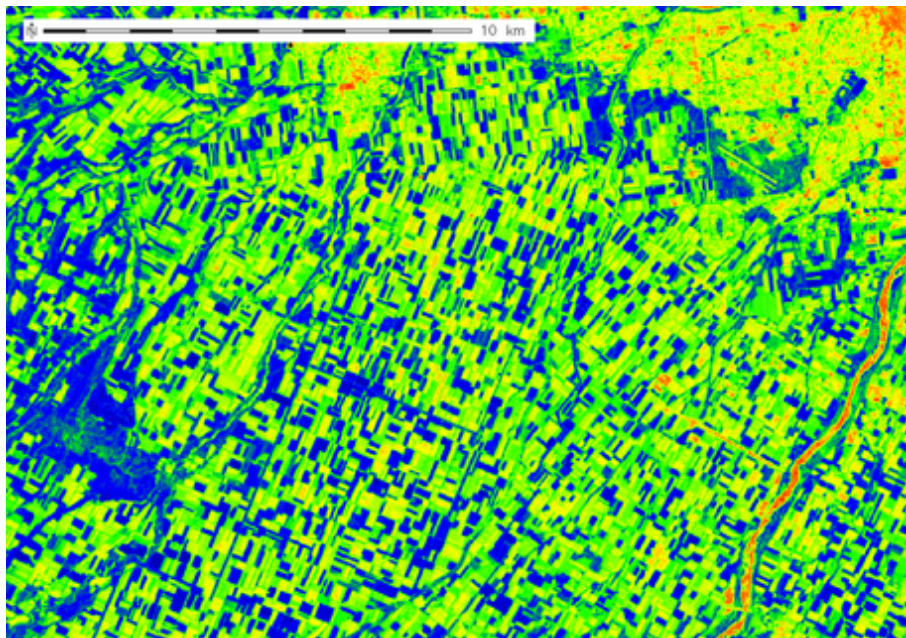


図 6.9: 2000 年 10 月 16 日の Landsat の衛星画像から計算した NDVI.

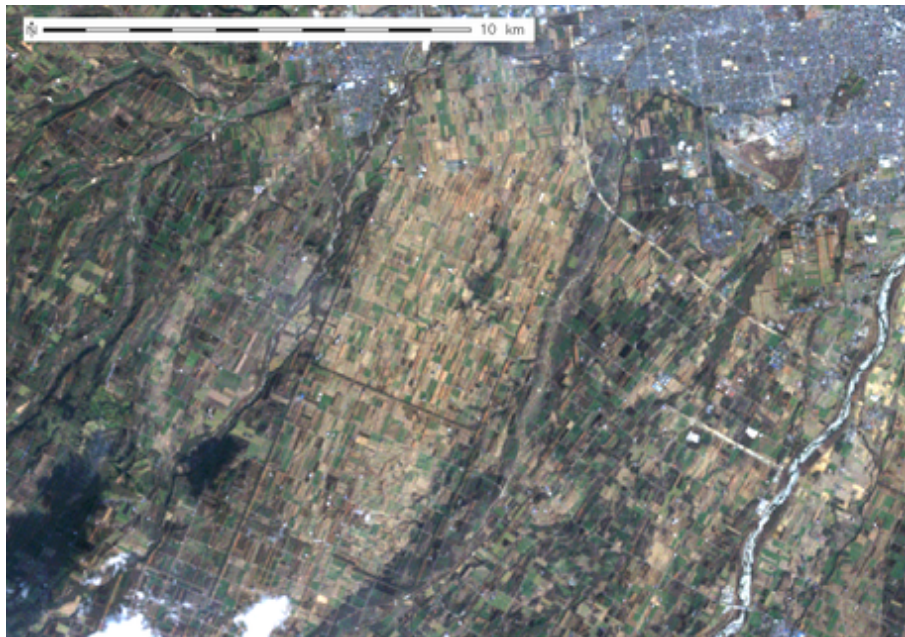


図 6.10: 2000 年 11 月 17 日に Landsat で撮影された十勝農業試験場の上空写真.

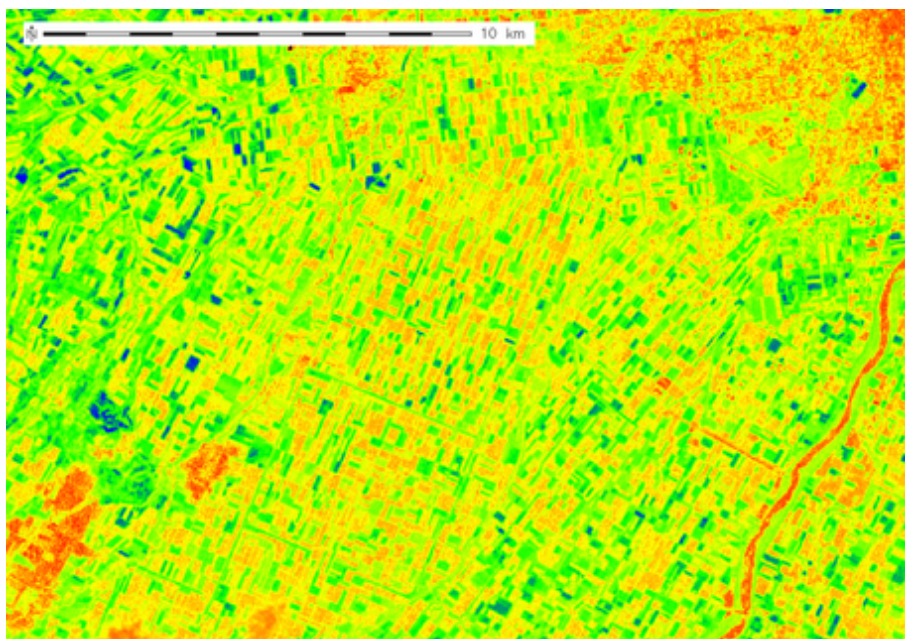


図 6.11: 2000 年 11 月 17 日の Landsat の衛星画像から計算した NDVI.

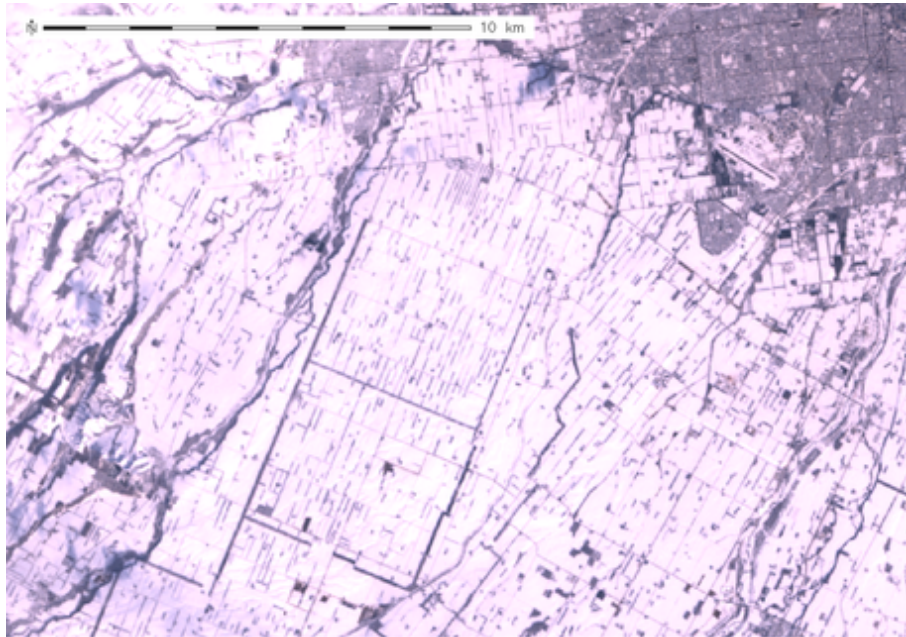


図 6.12: 2001 年 2 月 20 日に Landsat で撮影された十勝農業試験場の上空写真.

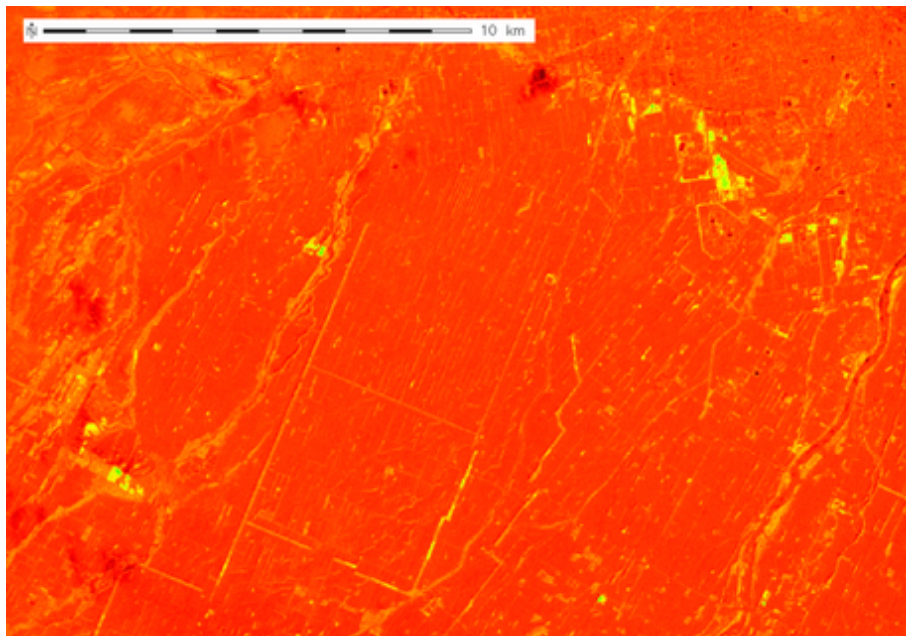


図 6.13: 2001 年 2 月 20 日の Landsat の衛星画像から計算した NDVI.

第7章 データ同化

7.1 本研究が目指すデータ同化

本研究は、高い精度で収穫量を推定できることはもちろん、異なった作物モデルにでも適用できる、効果的で汎用性の高いデータ同化手法の開発を目指す。データ同化は多くの手法が開発されており、農業以外にも気象、海洋、工学など様々な分野で応用されている。農業分野の既往研究では、EnKF (アンサンブルカルマンフィルター, Evensen, 2003[8]) などを実装したものがある (Wit *et al.*, 2007, 2008[1][2])。シンプルで少数な数式で現象がモデリングされている程、EnKF や 4D-VAR (四次元変分法) の実装は容易である。

DSSAT-CSM はいくつものモジュールが組み込まれており、数種類のモデルが構築され、様々な種類の農作物をシミュレーションすることができる。だが、GIS (Geographic Information System) のようにグリッドで一括計算することはできず、任意の 1 地点を計算する。また、作物の生育を順次、計算するのではなく、1 度に播種日から収穫までの計算を行う。よって、4 次元の逐次的データ同化に DSSAT-CSM を実装することは困難である。DSSAT-CSM だけでなく、現在存在するほとんどの作物モデルは、DSSAT-CSM のように平面を逐次的に計算することができない。

本研究では、感度分析の結果や作物モデルと衛星データの結果を元に、簡易的でどの作物モデルでも効果的にデータ同化ができるような手法を考案した。

7.2 データ同化に用いる観測データ及び、調整するパラメータ

データ同化する際、用いることができるデータは、数式の被説明変数、つまりモデルが出力する結果である。DSSAT-CSM は、日々の LAI と乾燥質量を計算し、出力するので、この 2 つがデータ同化に使用することができる。次に考えるべきことは、モデルが出力する結果の観測データが存在するかどうかである。6.2, 6.3 でも述べたように、既に NASA が LAI のプロダクトを無料配布しており、DM も簡易推定することができるので、これら 2 つをデータ同化に使用することができる。2 つの異なるデータを使って同化した場合、現実で起こりうる不確実性に対処できるようになる。例えば、雲の影響で正しく推定できなかったり、センサ

の故障でデータが欠損してしまう場合が考えられる。そのような突発的な現象に対応するため、2 種類のデータで同化することは有効だと考えられる。

そしてデータ同化では、調整することで効果的にアウトプットを合わせ込むことができるパラメータを見出さなければならない。全てのパラメータを無理矢理変え、全ての組み合わせを試すことも可能だが、計算時間が膨大になり、現実的なシミュレーションとはいえない。たとえば実際の世界では、人間は気候を変えることはできない。作物の遺伝特性は品種改良によって変えられるが、毎年新しく品種改良をした作物を栽培するわけでもない。よって本研究では、データ同化で調整するパラメータは環境パラメータだけにしぼり、環境パラメータのなかでも、どのパラメータが結果に大きく影響を与えるか分析した。

7.3 感度分析の結果からみた、効果的なデータ同化

第 4 章では、感度分析によって、どのパラメータを調整すべきかを調べた。図 4.8, 4.7 より、LAI と収穫量に最も強い関係を持つパラメータは、播種日だった。

また、の経時的感度分析の結果より、どの時期にデータ同化をすべきかをみた。結果、収穫量と LAI に最も関係している環境パラメータは、播種日であることがわかった。播種日の場合、LAI と相関が高かった時期は、播種してから 200 日から 250 日の間であった。他のパラメータも播種後に LAI と相関が見られる時期があったが、各年にとってばらつきがあったので、播種日ほど安定した結果がみられなかった。よって、播種してから 200 日から 250 日の間にデータ同化をし、播種日を調整することが効果的だといえる。

7.4 DSSAT-CSM と 衛星データの違いからみた、効果的なデータ同化

現実にかかる事象を忠実に再現するように、モデルのパラメータを推定することは難しい。モデルが出した最終的な結果が実際のものとよく合っていたとしても、途中経過がきちんと整合していないことがありえる。その場合、データ同化は難しく、モデルが設定したパラメータに問題があると考えられる。

DSSAT-CSM で計算した生育期間中の LAI や DM も MODIS のものと合っているとは限らない。本研究の手法で推定した十勝農業試験場の小麦の遺伝的パラメータでシミュレーションした場合、MODIS による LAI と乾燥質量の生産量はどのように異なるか知る必要がある。そこで、DSSAT-CSM と衛星の LAI や乾燥質量を時系列で比較することによって、両者の違いをみた。そうすることで、どの時期で衛星データとデータ同化できるか、また DSSAT-CSM と衛星による LAI と乾燥質量の性質が分かると考えられる。

DSSAT-CSM で計算した LAI を MODIS のものとそれぞれ時系列に対応させ、下の図に示した。赤い線が DSSAT-CSM で計算した LAI、青い線が MODIS の LAI である。図 7.1, 7.2, 7.3, 7.4, 7.5, 7.6 より、各年の 7 月から 9 月くらいにかけ、MODIS の LAI が DSSAT-CSM のより高くなっている。またモデルでは、5 月に入ると LAI が急激に高くなっている。

図 7.7, 7.8, 7.9, 7.10, 7.11, 7.12 は、DMP の場合である。赤い線が DSSAT-CSM で計算した DMP、青い線と黄色い線は Terra/MODIS と Aqua/MODIS の DMP である。DMP の場合、6 月の時期と 8 月の時期では衛星のものよりも非常に高い。

5 月頃になると小麦は幼穂形成期に入り、葉を増やしている。幼穂形成期では、バイオマスが必要となるため、1 日の DMP が急増することが考えられる。その後、LAI は増加しなくなるが、6 月中旬になると出穂期を迎え、また DMP が増加し始める。

下記の図より、DSSAT-CSM の LAI の増加と減少、DMP の 2 つの増加の波を MODIS は捉えきることができなかった。考えられる理由として、6.4.1 で示したミクセル問題と NDVI の飽和が考えられる。十勝地方では、3 月上旬からはてんさいを、5 月中旬から下旬にかけてはジャガイモ、大豆、菜豆や小豆を栽培している。収穫は 9 月の間に行われる（農業試験場の報告書より）。Landsat でも 6 月から 10 月の間で耕地区画の状態に統一感がなかった。よって MODIS の LAI は小麦が栽培されている以外の地表を観測し、情報を混在させている可能性が強い。

さらに、MODIS プロダクトでは、NDVI を用いて LAI を推計している。LAI が 3 から 4 以上になると NDVI もあまり増加しなくなるので、小麦の LAI が高くなると MODIS では推定しきれなくなる。

1 月から 3 月までは、DSSAT-CSM と MODIS の LAI と DMP はほぼ 0 と、同じ状態を表している。だが、北海道では冬になると積雪するため、衛星による観測は難しい。

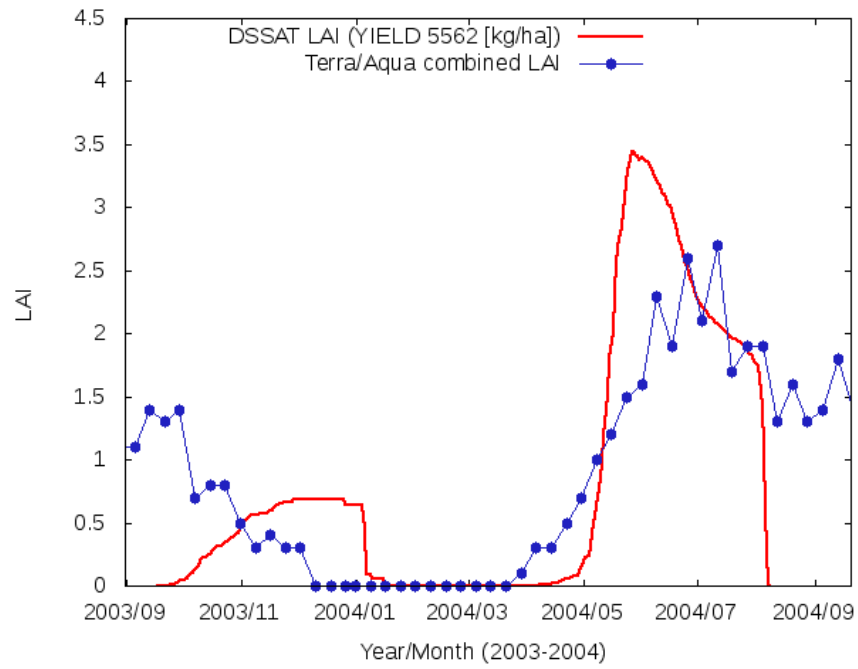


図 7.1: DSSAT-CSM で推計した LAI と MODIS の LAI (2003 - 2004).

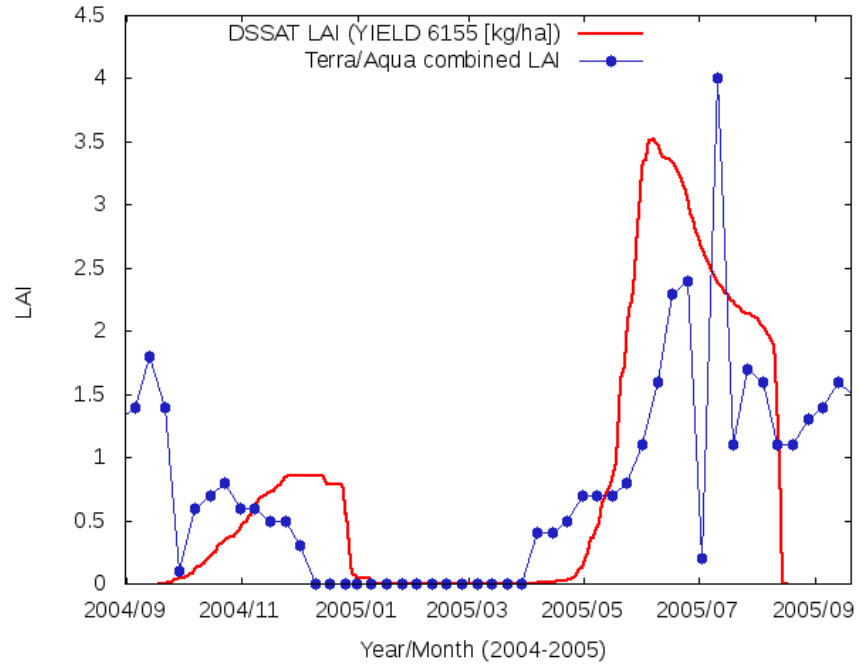


図 7.2: DSSAT-CSM で推計した LAI と MODIS の LAI (2004 - 2005).

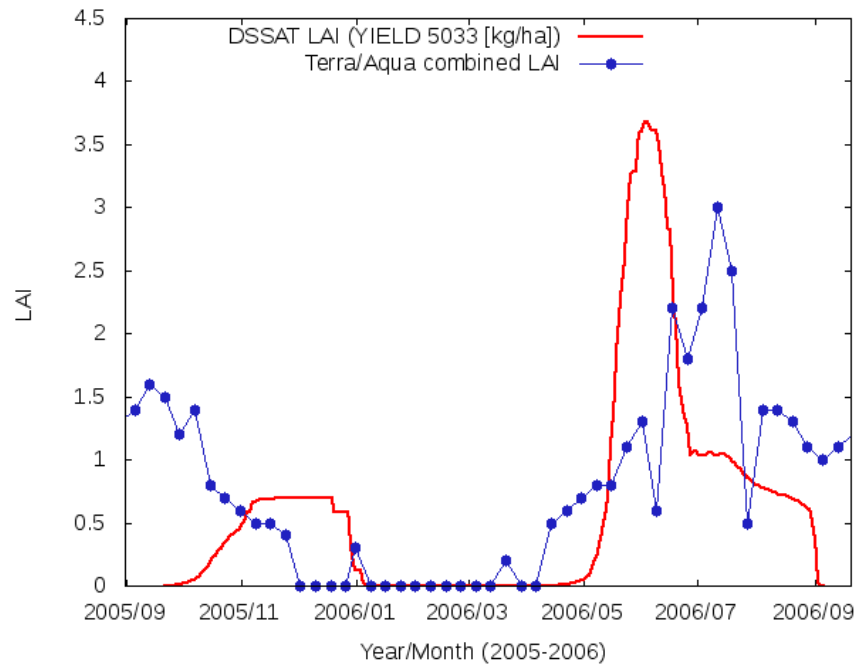


図 7.3: DSSAT-CSM で推計した LAI と MODIS の LAI (2005 - 2006).

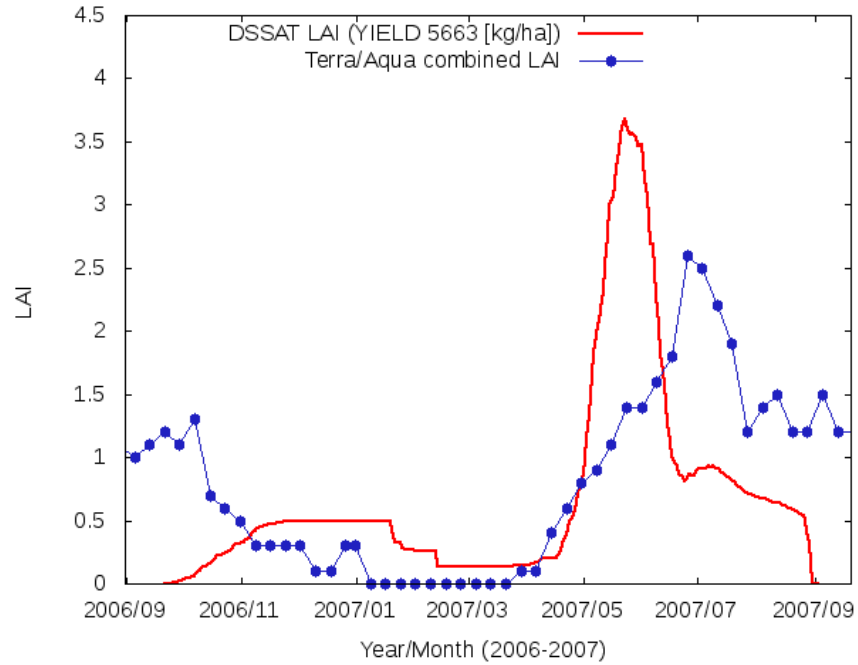


図 7.4: DSSAT-CSM で推計した LAI と MODIS の LAI (2006 - 2007).

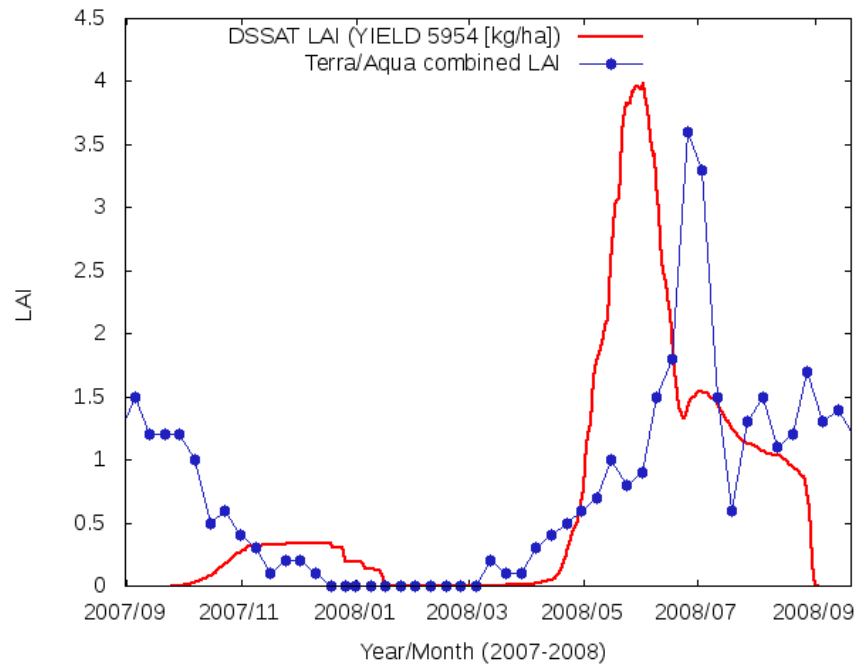


図 7.5: DSSAT-CSM で推計した LAI と MODIS の LAI (2007 - 2008).

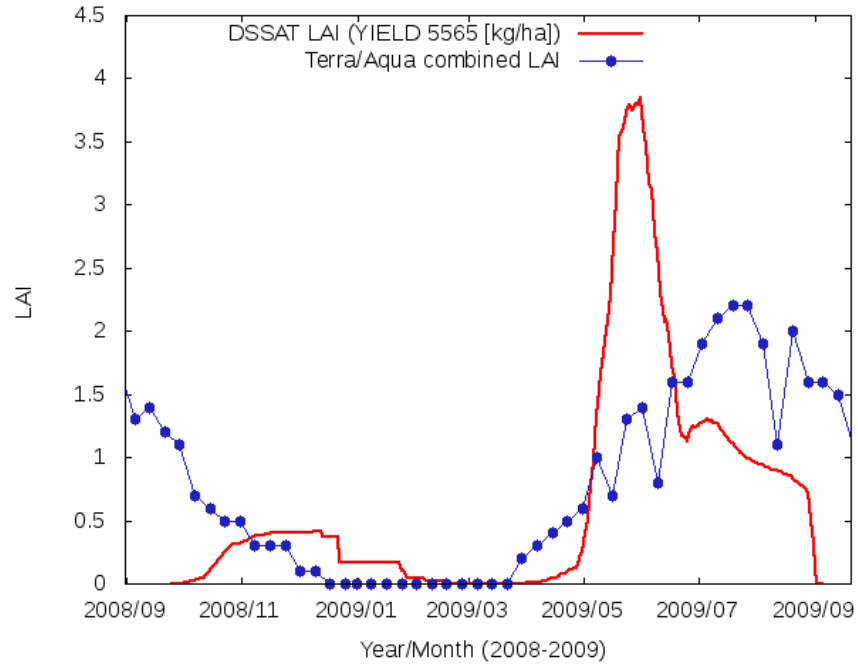


図 7.6: DSSAT-CSM で推計した LAI と MODIS の LAI (2008 - 2009).

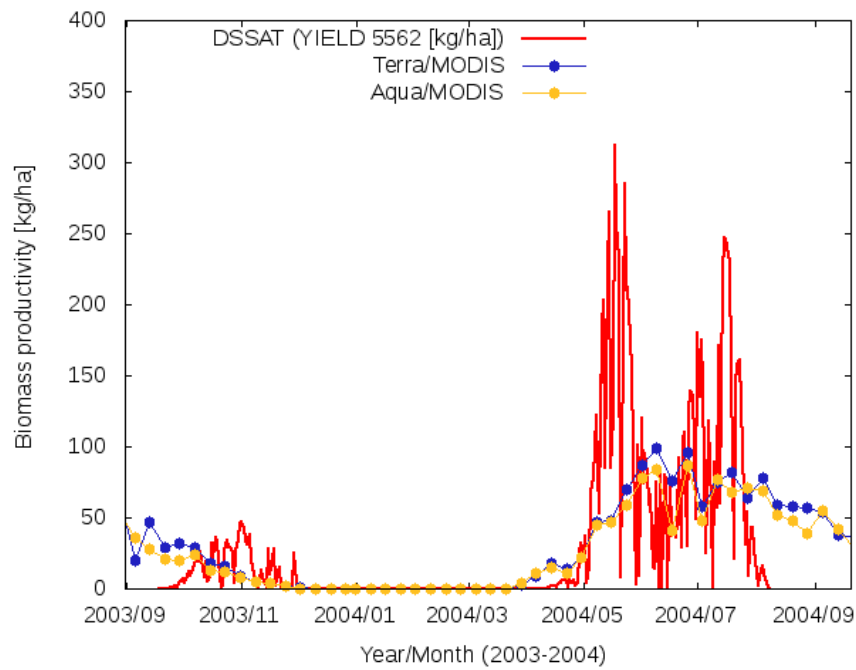


図 7.7: DSSAT-CSM で推計したバイオマス生産量と Terra/MODIS, Aqua/MODIS の GPP から推計したバイオマス生産量 (2003 - 2004).

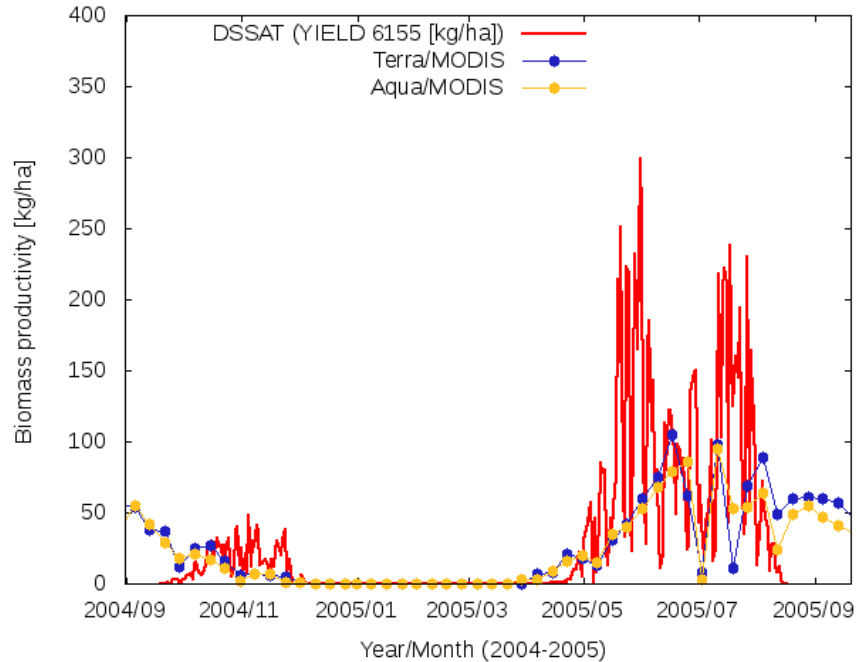


図 7.8: DSSAT-CSM で推計したバイオマス生産量と Terra/MODIS, Aqua/MODIS の GPP から推計したバイオマス生産量 (2004 - 2005).

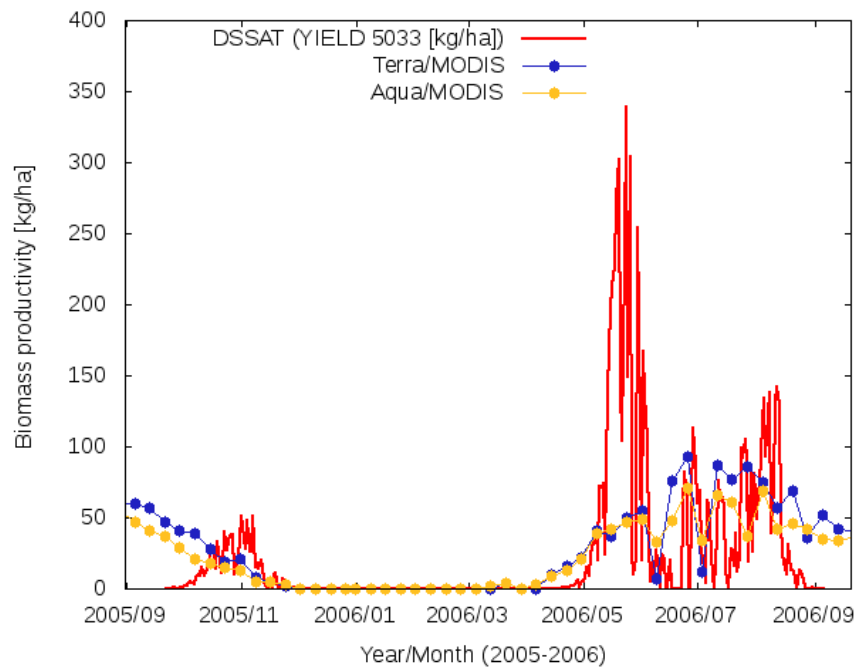


図 7.9: DSSAT-CSM で推計したバイオマス生産量と Terra/MODIS, Aqua/MODIS の GPP から推計したバイオマス生産量 (2005 - 2006).

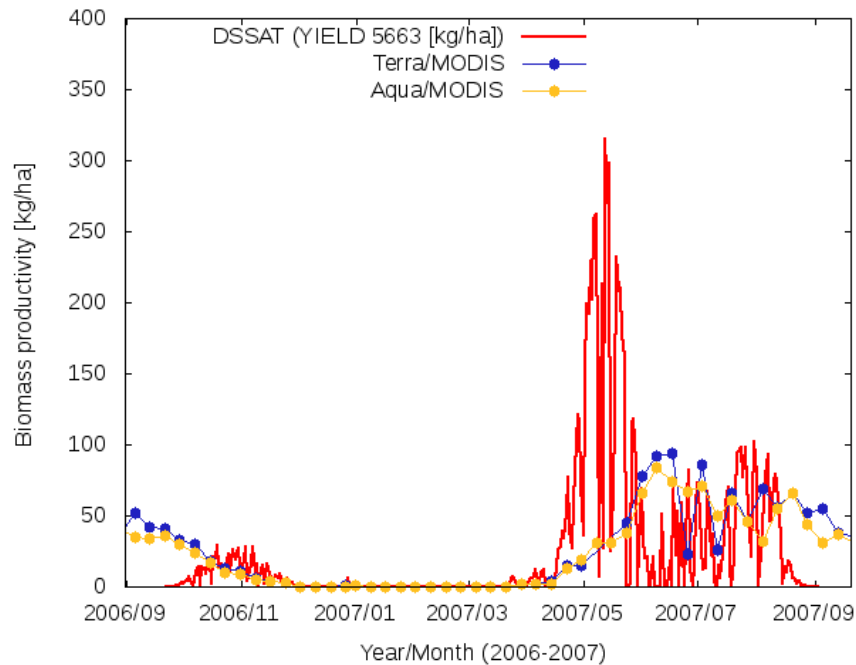


図 7.10: DSSAT-CSM で推計したバイオマス生産量と Terra/MODIS, Aqua/MODIS の GPP から推計したバイオマス生産量 (2006 - 2007).

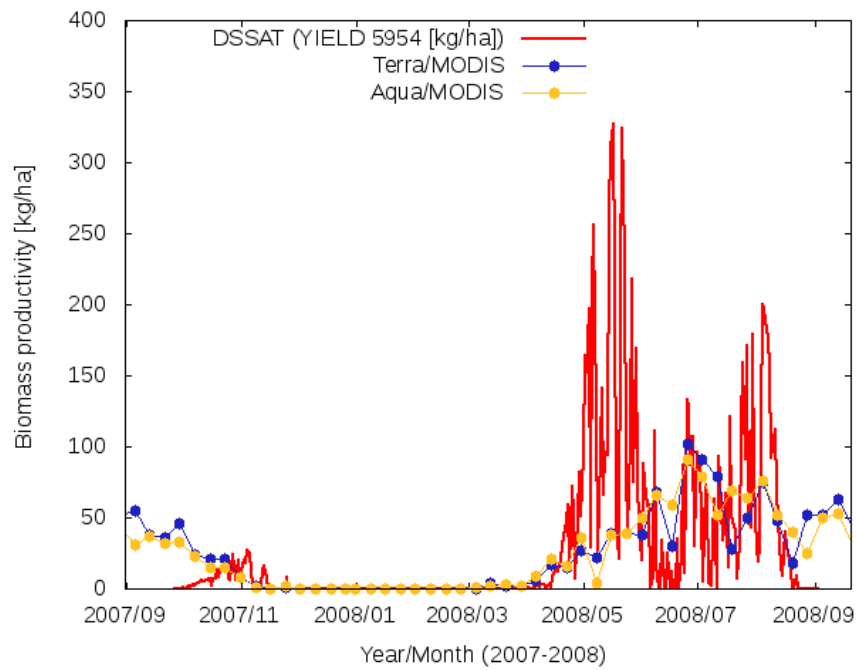


図 7.11: DSSAT-CSM で推計したバイオマス生産量と Terra/MODIS, Aqua/MODIS の GPP から推計したバイオマス生産量 (2007 - 2008).

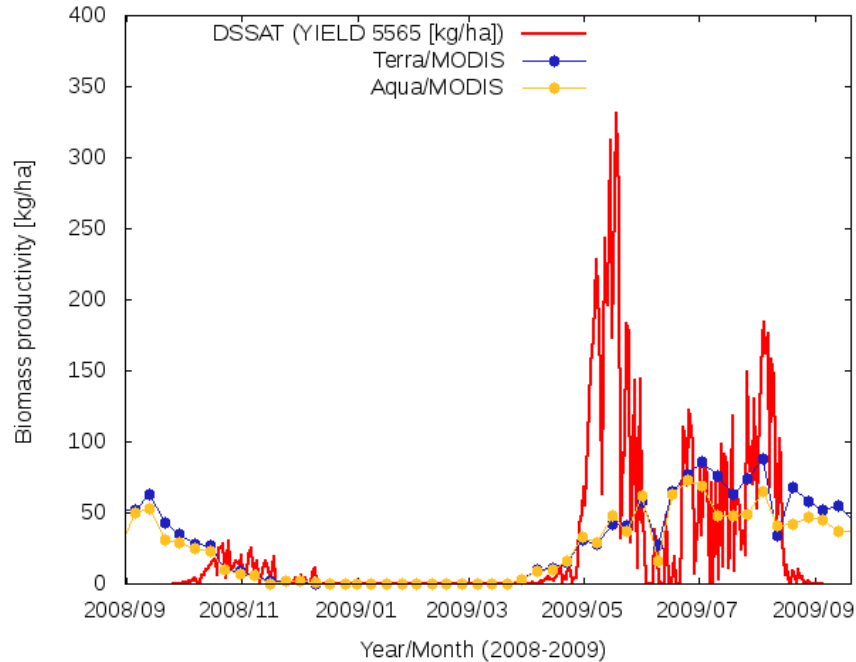


図 7.12: DSSAT-CSM で推計したバイオマス生産量と Terra/MODIS, Aqua/MODIS の GPP から推計したバイオマス生産量 (2008 - 2009).

7.5 本研究が提案するデータ同化手法

以上の分析より, LAI と DMP に最も関係のある環境パラメータは, 播種日であった. データ同化する時期も感度分析と DSSAT-CSM の LAI の性質や衛星データの品質を考慮し, 播種してから 200 日から 250 日の間 (4 月頃) が適していると考えられる.

MODIS の GPP は, Montith, 1977 の光利用率の式から推定しているため, DSSAT-CSM と同じモデル式を使っている. また, MODIS の LAI や FPAR も用いられているので, MODIS の LAI と GPP を使ってデータ同化した場合, 同じ性質をもつデータ同士で同化しているといえる. そうなれば, 衛星データの品質に何かしらの欠損が出た場合 (雲の影響やセンサの故障), 両者は同じ欠損を抱えることになり, 2 つのデータを使う利点がなくなってしまう.

よって本研究では, GPP よりシンプルに推定された MODIS の LAI を播種してから 200 日から 250 日後にデータ同化し, 播種日を調整する方法を提案する.

具体的な方法はまず, 播種して 200 日から 250 日後の間で観測された MODIS LAI と DSSAT-CSM が計算した LAI の RMSE (平均二乗誤差) を計算し, それが最小になるような播種日を選択する. 十勝地方では, 冬小麦は 9 月の間に播種するので, 9 月 1 日から 30 日まで播種日を 1 日ずつずらし, それぞれ計算する.

第8章 衛星データによる結果

8.1 衛星で推定した PAR

図 8.1 は, アジア地域における PAR の分布図である. 2003 年から 2009 年までの全ての日積算 PAR を各ピクセルで積算し, 7 で割った. つまりこの図は, 年間を通して, どのくらいの PAR が地上に入射するかを表すものである. 赤色は PAR が多く, 青色が少なく分布していることを表している. この図から, 地域的に PAR の入射量が変わっていることがわかる. 特にヒマラヤ山脈など高い山がそびえ立っている地域では少なく, 砂漠や平地などでは高いことを示している.

図 8.2 は, MODIS の PAR から推定した日射量と長野県松本市のアメダスによって観測された日射量に対応させた散布図である. 横軸が衛星で推定した日射量, 縦軸が松本のアメダスで推定された日射量である. 相関係数は 0.934, 平均二乗誤差 (RMSE) は 2.79 MJ m^{-2} となり, 高い精度で衛星データから日射量を推定することができた. アメダスのデータは気象庁のウェブサイト (<http://www.data.jma.go.jp/obd/stats/etrn/index.php>) から入手した.

図 8.3 は, 図 8.2 を時系列に並べたものである. 赤い線が MODIS から推定した日射量, 黒い線がアメダスによって観測された日射量である. 両者の増減の傾向は似ており, 衛星によって日射量の季節的な変化がきちんととらえられている. しかし, MODIS の日射量の方がアメダスのより値が常に高い傾向を示している.

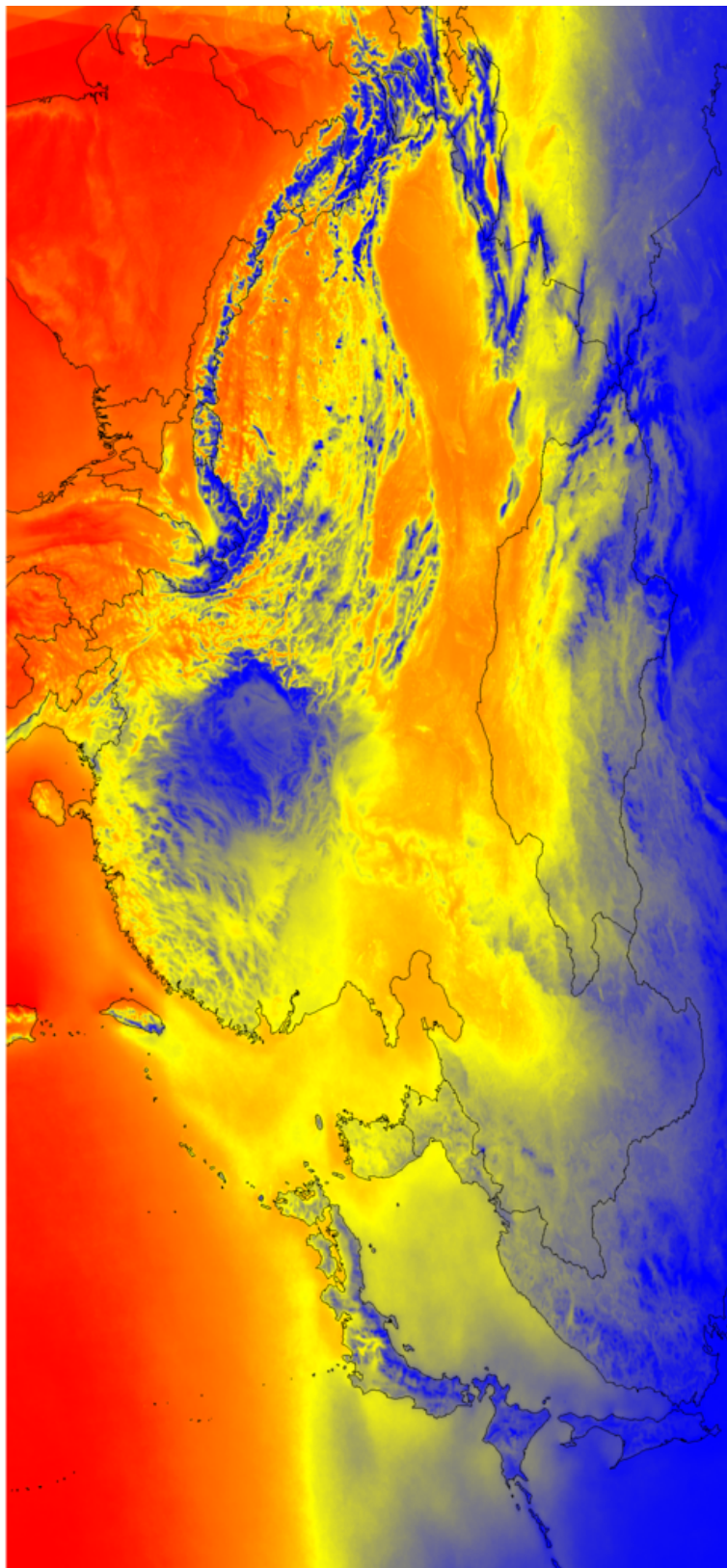


図 8.1: アジアにおける PAR の通年平均分布図 (2003 - 2009).

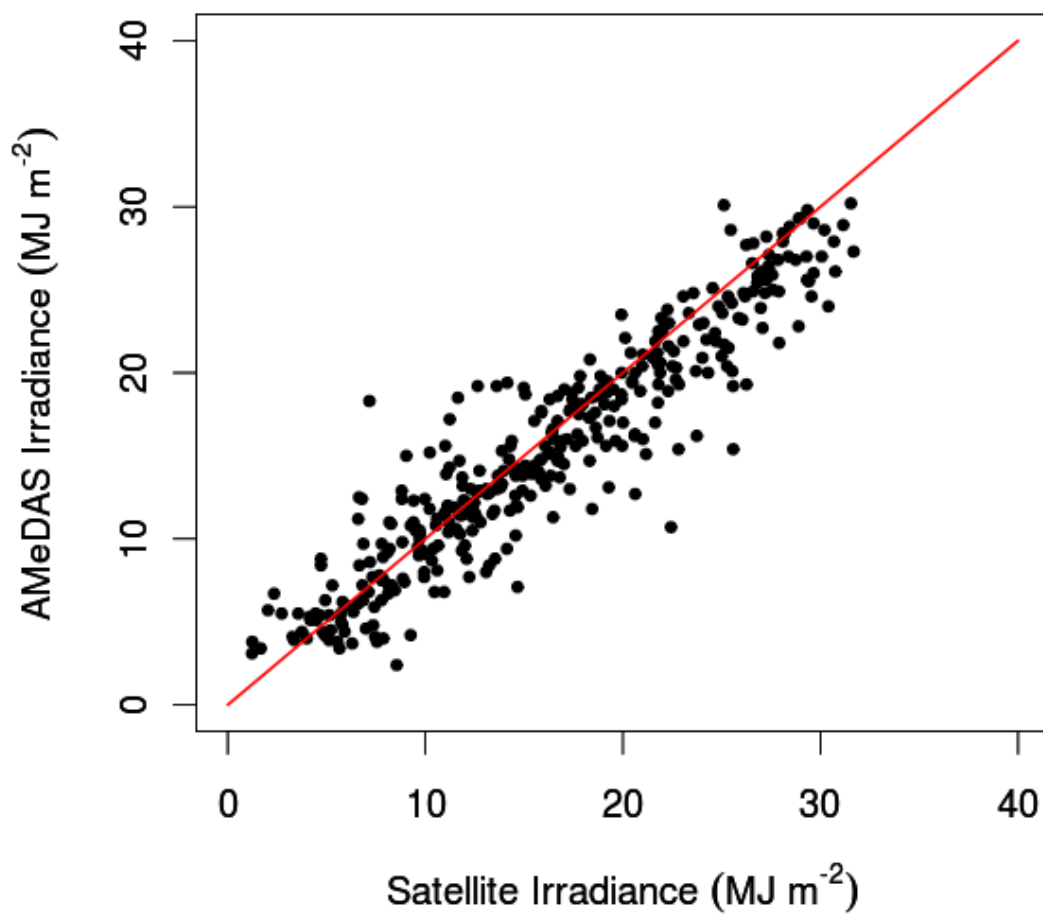


図 8.2: 衛星の PAR から推定した日射量と松本のアメダスで観測された日射量.

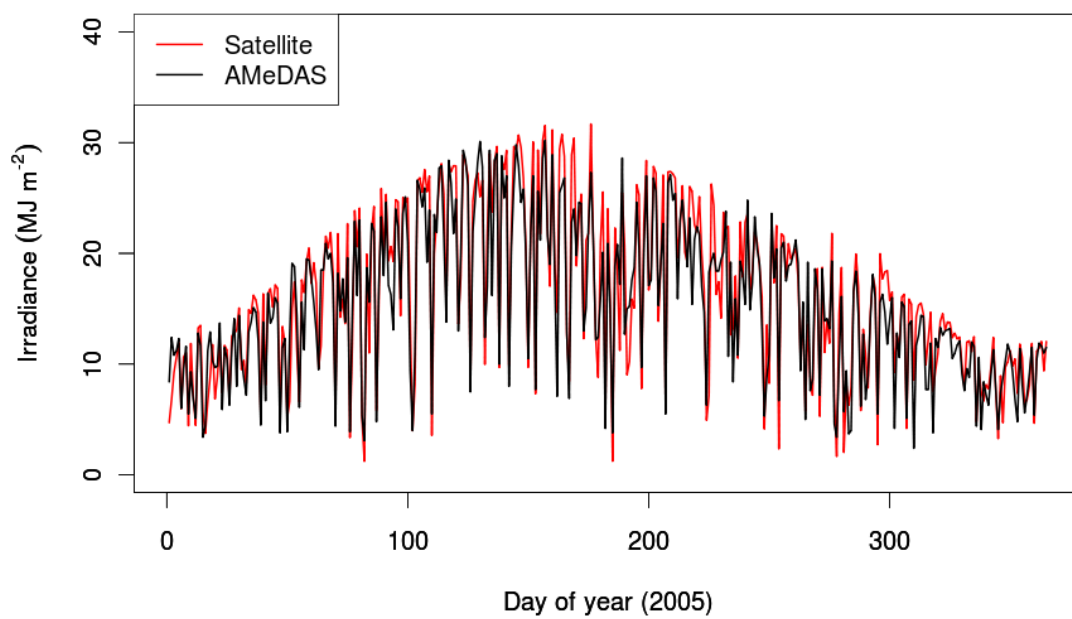


図 8.3: 2005 年の 衛星の PAR から推定した日射量と松本のアメダスで観測された日射量.

第9章 衛星データと作物モデルによるデータ 同化の結果

9.1 データ同化による推定精度

図 9.1 は, 本研究が提案したデータ同化によって推定した収穫量と, 全期間の LAI データを用いてデータ同化した結果である. 横軸が実際の収穫量, 縦軸はデータ同化でシミュレーションして求めた収穫量である. 本研究が提案した, 特定の時期でデータ同化する手法の RMSE は $413.29 \text{ kg ha}^{-1}$, 全期間で同化した場合は $408.72 \text{ kg ha}^{-1}$ となった. 若干であるが全期間で LAI をデータ同化に使った方が精度が高い結果が得られた.

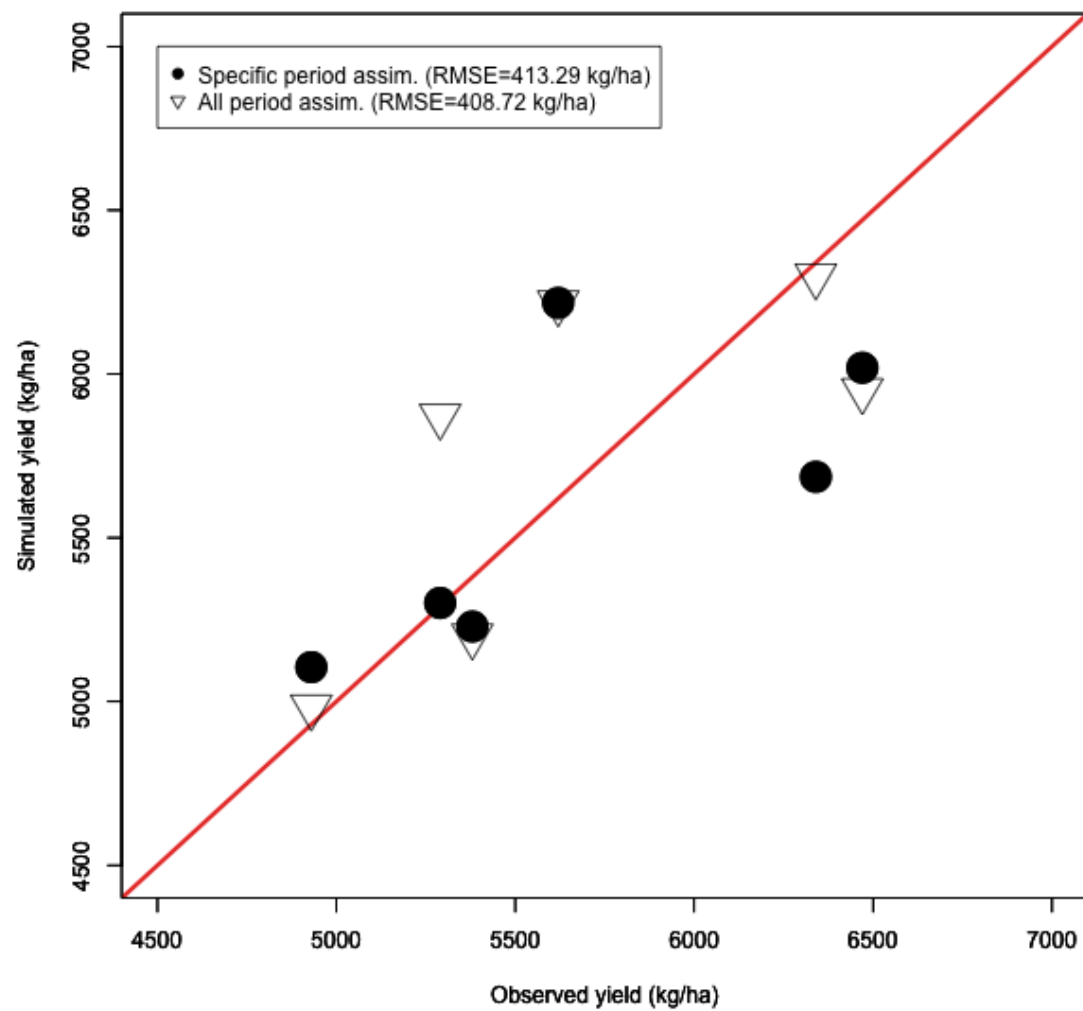


図 9.1: DAP 200 から 250 の間でデータ同化した収量と全期間でデータ同化した収量

9.2 実際の播種日とデータ同化で選択した播種日の違い

表 9.1 は, 実際の播種日とデータ同化で選択した播種日を各年でまとめたものである. データ同化をして播種日を調整しても, 実際の播種日と合う年はなかった. 6 年間でみたときの結果は, 全期間で同化したほうが RMSE は低かった. しかし, 2003 年, 2004 年, 2008 年の場合, 同化時期をしばって推定したほうが, 実際の収量と近い結果が得られている. また, 全期間で同化した場合, 全ての年の播種日が 9 月末となった.

表 9.1: 実際の播種日とデータ同化で選択した播種日.

| 実際の播種日 (収量 kg ha^{-2}) | 特定期間で同化した 播種日 (収量 kg ha^{-2}) | 全期間で同化した 播種日 (収量 kg ha^{-2}) |
|--|--|---|
| 2003.09.18 (5380 kg ha^{-2}) | 2003.09.24 (5299 kg ha^{-2}) | 2003.09.30 (5200 kg ha^{-2}) |
| 2004.09.18 (6470 kg ha^{-2}) | 2004.09.24 (6019 kg ha^{-2}) | 2004.09.29 (5949 kg ha^{-2}) |
| 2005.09.22 (4930 kg ha^{-2}) | 2005.09.24 (5105 kg ha^{-2}) | 2005.09.30 (4983 kg ha^{-2}) |
| 2006.09.22 (5105 kg ha^{-2}) | 2006.09.30 (6217 kg ha^{-2}) | 2006.09.30 (6217 kg ha^{-2}) |
| 2007.09.26 (6217 kg ha^{-2}) | 2007.09.02 (5686 kg ha^{-2}) | 2007.09.29 (6299 kg ha^{-2}) |
| 2008.09.10 (5290 kg ha^{-2}) | 2009.09.05 (5301 kg ha^{-2}) | 2008.09.29 (5871 kg ha^{-2}) |

9.3 十勝地方における収獲量分布図

図 9.2 は, 2005 年に各年で播種された冬小麦の収獲量を特定期間によるデータ同化で推定した分布図である. 分解能は 1 km である. 計算する地点は MODIS プロダクトの土地被覆図, MCD12Q1 で分類されている耕地を GRASS で抽出した. 1 回のシミュレーションに 30 秒ほどの時間を要するため, 計算する地点が増えると分布図の作成に時間がかかる. 図 9.3 は, 2005 年の十勝地方の MCD12Q1 による土地被覆図である. 0 が水域, 1 が常緑針葉樹林, 2 が常緑広葉樹林, 3 が落葉針葉樹林, 4 が落葉広葉樹林, 5 が混合樹林, 6 が Open shrublands, 7 が Closed shrublands, 8 が Woody savannas, 9 がサバンナ, 10 が草原, 11 が湿地, 12 が耕地, 13 が都市, 15 雪と氷が 16 が裸地である.

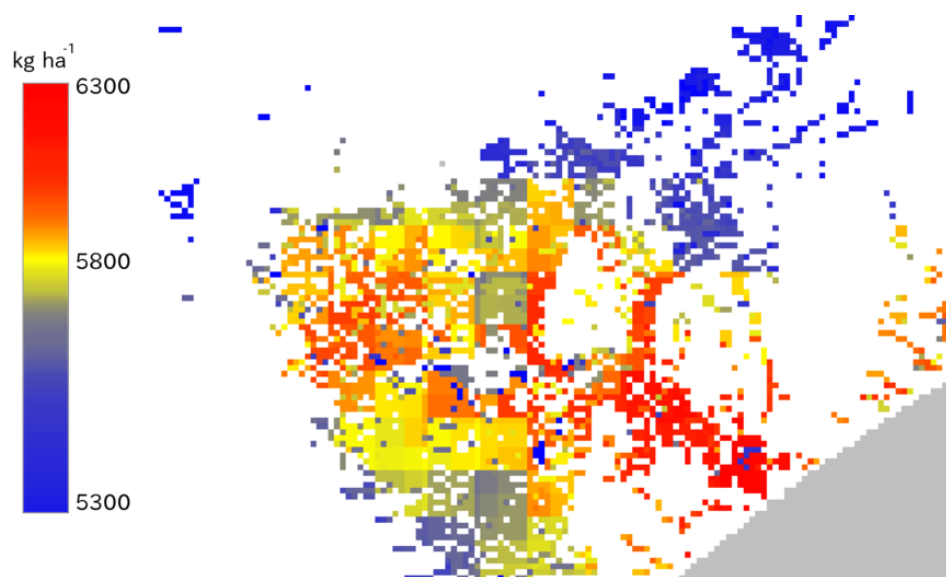


図 9.2: データ同化によって推定した 2005 年の十勝地方の冬小麦収穫量

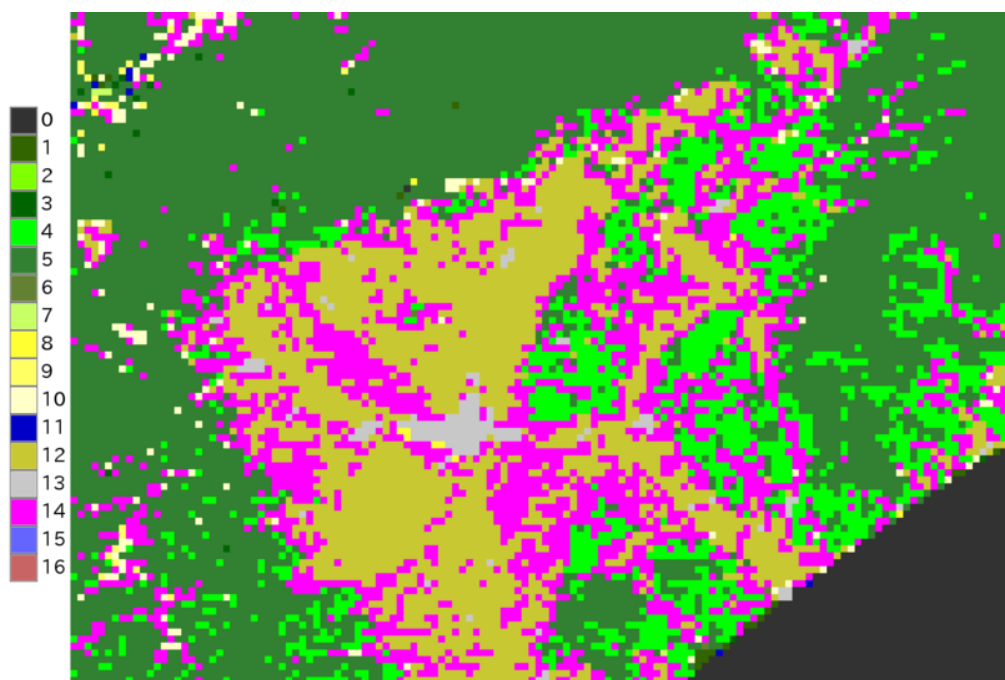


図 9.3: MCD12Q1 による土地被覆図.

第10章 考察

10.1 衛星データの有用性

本研究では、衛星データを主に2つの用途で使い、冬小麦の収穫量推定に役立てることができた。

10.1.1 衛星の日射量

本研究では、衛星データから日射量を推定し、DSSAT-CSM のシミュレーションに用いた。日射量は多くの作物モデルにとって欠かすことのできない気候データである。だが日本の地域気象観測システム、アメダスでも全国で日射量を観測しておらず、松本などの気象台でしか観測されていない。衛星を使うことで、日射量を観測していない地域でも作物モデルの推定ができるようになった。

図 8.3 で、2005 年に松本で観測された日射量と衛星の日射量を比較した。結果、衛星で日射量を高い精度で推定することができた。しかし、日本以外の地域でも検証する必要があると考えられる。Muramatsu *et al.*, 2005 では、奈良と香港で日射量と PAR を観測し、日射量に対する PAR の割合を調べた。その結果、香港での割合は奈良のよりも低かった。その理由はエアロゾルだと述べられている。エアロゾルは大気中の混濁物で、香港の大気では奈良よりも多くエアロゾルが観測された。また、地域によって飽和水蒸気量が異なるので、どこでも割合が約 0.5 であるとは限らない。季節も割合を考える時に重要な情報である。北半球と南半球では、季節を全く逆に迎えるので、それぞれ別の割合適用する必要がある。

さらに、亜熱帯地域など雲が多く天気が変わりやすい地域では、MODIS で正しく推定できない可能性がある。Nasahara, 2009 の手法は2つの衛星データ、Terra/MODIS と Aqua/MODIS を用いて、それぞれのデータから得られた PAR を平均して1日の日積算量を推定している。2つの衛星は午前と午後の別々の時間帯で観測している。2つのデータで平均することで、1日の天気の変化を補っている。しかし、この方法は天気が変わりやすい、雲が発生しやすい時期や地域だと PAR を過小か過大に推定してしまう。つまり、衛星が観測した時だけ雲が出ていたり晴れている場合だと、その時の情報しか観測できていないので正しく推定できな

いことが考えられる。

この弱点を補うためには、観測間隔をさらに短くする必要がある。この推定手法は、衛星センサの特別な制約を受けないので、可視域の波長帯を観測するバンドを持っている他の衛星センサであれば、推定に用いることができる。他にも日本の静止気象衛星ひまわりが有用だと考えられる。ひまわりは1時間ごとにアジアのほぼ全域を観測しているため、観測間隔も十分に短い。

衛星の日射量を使って注意しなくてはならないことは、モデルのパラメータ調整である。衛星の日射量を入力してモデルのパラメータ調整する際、そのパラメータは衛星の日射量を使う場合でしか使えない恐れがある。衛星によって高い精度で日射量を推定できたことがわかったが、ほとんどの日で地上観測より値が高い傾向にあった。また、地域や時期によって日射量に対する PAR の割合も変動するため、実際の日射量とは異なる可能性がある。衛星の日射量が他の日射量データより高かったりすると、他の日射量データを使った時の場合と比べ、収穫量も高くなることが考えられる。よって、衛星の日射量データでシミュレーションを行うのであれば、継続してそのデータを使い続けることが望ましい。可視域の波長帯を観測する人工衛星は継続的に打ち上げられているので、MODIS が運用されなくなっても衛星の日射量データは得られ、今後の収穫量推定にも使用することができる。

10.1.2 衛星の LAI

図 7.1 から 7.6 で、DSSAT-CSM と MODIS の LAI を時系列で見たとき、6 月では、DSSAT-CSM の LAI はピークでを迎えたが、MODIS の LAI の値はそれほど伸びていなかった。ピーク以降で DSSAT-CSM の LAI が下がると MODIS の LAI は逆に DSSAT-CSM の値を上回った。Landsat の衛星画像でも確認したように、十勝耕作地帯では各耕地区画の使用用途がバラバラであった。別の作物を植えているか、休耕地にしている可能性がある。MODIS LAI の空間分解能は 1 km と荒く、ここではミクセル問題が DSSAT-CSM と MODIS の LAI が異なる原因として挙げられる。また MODIS LAI は NDVI から推計しているので、NDVI が飽和すると、LAI のピークがモデルのより低くなることが考えられる。

MODIS の LAI は小麦以外の情報を含んでいたり、その推定アルゴリズムが小麦など特定の植生を考慮されていないことが考えられる。よって、MODIS の LAI でデータ同化する際、作物の生育期間の全てで同化するのではなく、モデルとの値や増減傾向が合う時期を選ぶべきである。

10.2 作物モデルによる収穫量推定

本研究では、北海道で広く栽培されている冬小麦ホクシンを対象にして収穫量を推定した。シミュレーションの前には、モデル内の遺伝的パラメータを調整しなくてはならず、十勝農業試験場が公開している報告書を参考に推定した。モンテカルロシミュレーションを用いて、6年間の実際の収穫量とモデルの収穫量の差が1番小さくなるパラメータの組み合わせを選んだ。

この方法で、2003年から2008年に播種した収穫量が合うようなパラメータを選ぶことができた。しかし、播種してから収穫までのLAIやDMの生長を再現したとは限らない。例えば、2004年、2005年、2006年と2008年10月20日のDSSAT-CSMの葉数は実測値とほぼ同じであったが、2007年だけ差があった。出芽日もDSSAT-CSMの方が4日から5日、実際よりも早かった。シミュレーションの過程を実際の現象に完璧に合わせることはできない。しかし、結果に大きな影響を及ぼす要素は明らかにし、現実のものと比べることができるのなら、その差は小さくしていくべきである。出芽日は、作物の生育に大きな影響を及ぼすといわれているので(引用)、衛星データによって同化することも有用である。その他にも最終的な収穫量の結果に影響するパラメータを感度分析によって明らかにする必要があると考えられる。

だが、モデルの内部の構造は複雑で、手引書を読んでも理解することは困難である。モデルの仕組みをよく理解しなくても、最適なパラメータを調整するためには、感度分析が重要となってくる。本研究で提案した経時的感度分析は、各パラメータでLAIやDMがどの時期に強く関係しているかを定量的に調べることができる。この分析結果をもとに、効果的なパラメータを適切だと思われる時期でデータ同化することができ、計算効率を高めることができる。今回はデータ同化するLAIとDMとしか感度を調べていないが、小麦の生育に重要となってくるその他のデータやパラメータの感度を調べることで、より最適なデータ同化ができると考えられる。

また、ある年の感度分析の結果では、他の年と全く異なる結果を示した。その原因として、気候データによる影響が考えられる。例えば、播種してから低温が続くと、その後の小麦の生育に悪影響を及ぼすことがあり、他の生育段階でも気候の影響によって大きく左右される。今回、気候データは調整するものではないとしたが、気候の影響を考慮するためにも、感度分析は長い期間で行うことが有効だと考えられる。

10.3 データ同化を用いた収穫量推定

本研究は感度分析の結果から、播種してから 200 日から 250 日の間の LAI でデータ同化をし、播種日を調整する方法をとった。それとは別に、生育期間中の全ての LAI でデータ同化をした。結果、実際の収穫量との RMSE を調べたところ、全期間でデータ同化したほうがわずかに低かった。6 年分の結果だけで見ると、全期間のデータ同化の方が特定期間にデータ同化したものより精度が良かった。しかし、特定期間で同化した方が、2003 年、2004 年、2008 年で精度が良く、全期間で同化した場合は、2005 年と 2007 年 だけであった。2006 年はどちらも過剰推定してしまっている。表 3.2 より、十勝報告書を参考にして推定した収穫量は 2006 年で最も推定精度が良かった。つまり、データ同化の際に調整する播種日が実際の播種日と同じでないと、高い推定精度は得られないということが考えられる。さらに、全期間でデータ同化した際、選択された播種日は全て 9 月末であった。十勝農業試験場の作況報告書では、ホクシンの例年の播種日は 9 月の中旬となっており、この播種日は現実的なものとはいえない。これらのことから、最初に設定する遺伝的パラメータの調整が最終的なデータ同化の結果に大きな影響を与えることがわかった。

また、今回のデータ同化手法では、LAI の観測値と推定値の RMSE が最も小さくなる播種日を選択した。LAI が収穫量のデータ同化推定に最も適したデータとは言い切れず、MODIS の LAI の信頼性も十分だとはいえない。しかし、RMSE の最小値だけでなく、正確な播種日を推定するため、より良い方法を考案すべきかもしれない。

第11章 今後の展望

本研究は、衛星データと作物モデルのデータ同化手法による冬小麦の収穫量推定に取り組んだ。研究の大きな目的は、どのような衛星データや作物モデルを用いても、同じ様に適用できるデータ同化手法を開発することである。

人工衛星はだいたい5年ほどの期間で運用されるように設計されており、長期に渡って同じデータを使用することはできない。よって、本研究の目的を達成するためには、継続性がない特別な衛星データを用いることはできない。本研究の衛星による日射量推定手法は、異なる衛星センサが用いても推定することができる。また2013年度に打ち上げを予定されている日本の人工衛星、GCOM-Cのデータを使って、LAI, FPAR, GPP, NPPなどのプロダクトを開発する計画が立てられている。これらの衛星データを用いることで、今後もより長期的な作物の生育モニタリングが可能になると考えられる。また、光学系の受動的衛星リモートセンシングだけでなく、SARのような能動的衛星リモートセンシングも有用だと考えられる。SARは天候の影響を受けず、地表を観測することができるため、安定的に情報を取得することができる。雲の影響で光学センサのデータが汚れてしまっても、SARのデータでその欠損を補うことができる。また、光学系とSARはLAIやバイオマスを違ったアルゴリズムで推定することができる。Inoue *et al.*, 2002[12]では、様々な多重偏波や入射角度のマイクロ波(Ka, Ku, X, CとLバンド)のよる後方散乱によって、水田の水稲を観測し、LAIやバイオマスを計測している。光学センサとSARを同時に使うことができれば、より包括的なデータ同化手法が開発できると考えられる。今後は、MODISなどの光学センサのデータだけでなく、SARなどの違う種類のデータを使った同化も試みる。

作物モデルを用いて収穫量を推定する際、感度分析が非常に重要であることがわかった。今回は、DSSAT-CSMを用いたが、世界には多種多様な作物モデルがあり、それぞれ異なった特徴があり、モデル内に用意されているパラメータは様々である。作物モデルや地域に合わせて、データ同化手法を考案することもできるが、手間や時間がかかってしまう。本研究で行ったような感度分析をすれば、どのパラメータがどの時期に強く影響を及ぼすか定量的に評価することができる。今回はLAIのデータ同化で、播種日の調整を調整したが、その他にも小麦の生育シミュレーションをより現実のものへと近づけ、より高い精度で収穫量に結び

つける, データやパラメータが存在するかもしれない. そのようなデータやパラメータを模索することは今後の大きな課題となる.

また, DSSAT-CSM は, 小麦だけでなく多くの種類の作物のシミュレーションをすることができる. 今後は, 十勝地方の冬小麦だけでなく, 食糧生産にとって重要な米, トウモロコシや大豆などの生育モニタリングにも取り組みたい.

謝辞

本研究を進めるにあたり、ご指導を頂いた指導教員の柴崎亮介教授に深く感謝致します。研究に行き詰まった時は、的確なアドバイスを頂き、いくつもの困難を乗り越えることができました。今後の研究の将来性や重要性についてのお話も伺い、大きな達成感を得ることができました。

副指導教員の磯辺雅彦教授からは研究のロジックに関して鋭い指摘を頂き、研究をより良いものへと発展させることができました。また、修士課程の2年間、ここまで真剣に研究に取り組まれたのは、先生方をはじめ、研究室の先輩である杉本賢二さんや秘書の方々によるサポートのおかげです。

作物モデル、DSSAT-CSMの開発者である Dr. Gerrit Hoogenboom からは、モデルのソースコードを提供して頂き、いくつもの質問メールも翌日には全て答えて頂きました。Dr. Hoogenboom の助言のおかげで、本研究の根幹である作物モデルを用いることができました。彼なくして、この研究はなしえなかったと言えます。

十勝農業試験場からは、ホクシンの作況報告書を参照させて頂き、研究に大きく役立たせることができました。

また、本研究では、Ubuntu, GRASS, QGIS, R, gnuplot や TeX など数多くのオープンソースを利用しました。NASA からは膨大な容量の衛星データを無料で提供して頂きました。研究をより充実なものへと進めることができたのは、これらを開発、作成してこられた技術者や研究者のおかげです。

そして、この2年間で充実して過ごすことができたのは、両親や社会文化環境学専攻の皆様、学会やゼミで知り合った方達のおかげです。

最後にお世話になった全ての方々たちにもう一度、心から感謝の気持ちとお礼を申し上げたく、謝辞にかえさせていただきます。

2011 年 1 月 24 日



参考文献

- [1] WIT, DE A. and DIEPEN, VAN C. Crop model data assimilation with the Ensemble Kalman filter for improving regional crop yield forecasts, *Agricultural and Forest Meteorology*, **146**, 1-2 (2007), 38 – 56.
- [2] WIT, DE A. and DIEPEN, VAN C. Crop growth modelling and crop yield forecasting using satellite-derived meteorological inputs, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, **10**, 4 (2008), 414 – 425, Modern Methods in Crop Yield Forecasting and Crop Area Estimation.
- [3] DELÉCOLLE, R., MAAS, S., GUÉRIFF, M. and BARET, F. Remote sensing and crop production models: present trends, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **47**, 2-3 (1992), 145 – 161.
- [4] DENTE, L., RINALDI, M., MATTIA, F. and SATALINO, G. On the assimilation of C-band radar data into CERES-wheat model, Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2004. IGARSS '04. Proceedings. 2004 IEEE International, Vol. 2 (2004).
- [5] DENTE, L., SATALINO, G., MATTIA, F. and RINALDI, M. Assimilation of leaf area index derived from ASAR and MERIS data into CERES-Wheat model to map wheat yield, *Remote Sensing of Environment*, **112**, 4 (2008), 1395 – 1407, Remote Sensing Data Assimilation Special Issue.
- [6] DORAISWAMY, P. C., SINCLAIR, T. R., HOLLINGER, S., AKHMEDOV, B., STERN, A. and PRUEGER, J. Application of MODIS derived parameters for regional crop yield assessment, *Remote Sensing of Environment*, **97**, 2 (2005), 192 – 202.
- [7] DORIGO, W., ZURITA-MILLA, R., WIT, DE A., BRAZILE, J., SINGH, R. and SCHAEPMAN, M. A review on reflective remote sensing and data assimilation techniques for enhanced agroecosystem modeling, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinforma-*

- tion, **9**, 2 (2007), 165 – 193, Advances in airborne electromagnetics and remote sensing of agro-ecosystems.
- [8] EVENSEN, G. The Ensemble Kalman Filter: theoretical formulation and practical implementation, *Ocean Dynamics*, **53** (2003), 343–367, 10.1007/s10236-003-0036-9.
- [9] FANG, H., LIANG, S., HOOGENBOOM, G., TEASDALE, J. and CAVIGELLI, M. Corn-yield estimation through assimilation of remotely sensed data into the CSM-CERES-Maize model, *International Journal of Remote Sensing*, **29**, 10 (2008), 3011 – 3032.
- [10] HOSOKAWA, K. Idea and Method of Data Assimilation, *MTI (Mesosphere Thermosphere Ionosphere) Science Session Conference*, **1** (2009), 11–21.
- [11] HUETE, A. A soil-adjusted vegetation index (SAVI), *Remote Sensing of Environment*, **25**, 3 (1988), 295 – 309.
- [12] INOUE, Y., KUROSU, T., MAENO, H., URATSUKA, S., KOZU, T., DABROWSKA-ZIELINSKA, K. and Qi, J. Season-long daily measurements of multifrequency (Ka, Ku, X, C, and L) and full-polarization backscatter signatures over paddy rice field and their relationship with biological variables, *Remote Sensing of Environment*, **81**, 2-3 (2002), 194 – 204.
- [13] JACOVIDES, C. P., TIMVIOS, F. S., PAPAIOANNOU, G., ASIMAKOPOULOS, D. N. and THEOFILOU, C. M. Ratio of PAR to broadband solar radiation measured in Cyprus, *Agricultural and Forest Meteorology*, **121**, 3-4 (2004), 135 – 140.
- [14] JACQUEMOUD, S. and BARET, F. PROSPECT: A model of leaf optical properties spectra, *Remote Sensing of Environment*, **34**, 2 (1990), 75 – 91.
- [15] LAMBONI, M., MAKOWSKI, D., LEHUGER, S., GABRIELLE, B., HERVÉ MONOD Multivariate global sensitivity analysis for dynamic crop models, *Field Crops Research*, **113**, 3 (2009), 312 – 320.
- [16] MAAS, S. J. Use of remotely-sensed information in agricultural crop growth models, *Ecological Modelling*, **41**, 3-4 (1988), 247 – 268.
- [17] MONFREDA, C., RAMANKUTTY, N. and FOLEY, J. A. Farming the planet: 2. Geographic distribution crop areas, yields, physiological types, and met primary production in the 2000, *Global Biogeochemical Cycles*, **22** (2008).

- [18] MONTIETH, J. L. Climate and the efficiency of crop production in Britain, *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series B, Biological Sciences*, **281** (1977), 277–294.
- [19] MURAMATSU, K., FURUMI, S., XIONG, Y., DAIGO, M. and FUJIWARA, N. Ratio of photosynthetically active radiation to global solar irradiance, *University of Dosisya, World Wide Business Review*, **6(2)** (2005), 58–63.
- [20] MYNENI, R. B., KNYAZIKHIN, Y., ZHANG, Y., TIAN, Y., WANG, Y. and LOTSCH, A. *MODIS Leaf Area Index (LAI) And Fraction Of Photosynthetically Active Radiation Absorbed By Vegetation (FPAR) Product (MOD15): Algorithm Theoretical Basis Document, Version 4.0* (1999).
- [21] NASHAHARA, K. N. Simple Algorithm for Estimation of Photosynthetically Active Radiation (PAR) Using Satellite Data, *SOLA*, **5** (2009), 037–040.
- [22] PRASAD, A. K., CHAI, L., SINGH, R. P. and KAFATOS, M. Crop yield estimation model for Iowa using remote sensing and surface parameters, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, **8**, 1 (2006), 26 – 33.
- [23] REEVES, M. C., ZHAO, M. and RUNNING, S. W. Usefulness and limits of MODIS GPP for estimating wheat yield, *International Journal of Remote Sensing*, **26** (2005), 1403–1421.
- [24] RUNNING, S. W., NEMANI, R., GLASSY, J. M. and THORNTON, P. E. *MODIS DAILY PHOTOSYNTHESIS (PSN) AND ANNUAL NET PRIMARY PRODUCTION (NPP) PRODUCT (MOD17): Algorithm Theoretical Basis Document, Version 3.0* (1999).
- [25] RUNNING, S. W., THORNTON, P. E., NEMANI, R. and GLASSY, J. M. Global Terrestrial Gross and Net Primary Productivity from the Earth Observing System, *Methods in ecosystem science*, **1** (2000), 44–57.
- [26] SEINO, H. An Estimation of Distribution of Meteorological Elements using GIS and AMEDAS Data, *Journal of Agriculture Meteorology*, **48** (1993), 379–83.
- [27] TAN, G. and SHIBASAKI, R. Global estimation of crop productivity and the impacts of global warming by GIS and EPIC integration, *Ecological Modelling*, **168**, 3 (2003), 357 – 370, Landscape Theory and Landscape Modelling.

- [28] VERHOEF, W. Light scattering by leaf layers with application to canopy reflectance modeling: The SAIL model, *Remote Sensing of Environment*, **16**, 2 (1984), 125 – 141.
- [29] VERMOTE, E., TANRE, D., DEUZE, J., HERMAN, M. and MORCETTE, J.-J. Second Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum, 6S: an overview, *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, **35**, 3 (may 1997), 675 –686.
- [30] WARING, R. H. and RUNNING, R. W. *Forest Ecosystem: Analysis at Multiple Scales*, San Diego: Academic Press. (1998).
- [31] YUPING, M., SHILI, W., LI, Z., YINGYU, H., LIWEI, Z., YANBO, H. and FUTANG, W. Monitoring winter wheat growth in North China by combining a crop model and remote sensing data, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, **10**, 4 (2008), 426 – 437, Modern Methods in Crop Yield Forecasting and Crop Area Estimation.