

スマートグリッドにおける オペレーショナルリスク最適化の研究

北島 弘伸

博士(情報学)

総合研究大学院大学
複合科学研究科
情報学専攻

平成26年度
(2014)

2015年 3月

A Study on the Operational Risk Optimization for Smart Grid

Hironobu Kitajima

DOCTOR OF
PHILOSOPHY

Department of Informatics
School of Multidisciplinary Sciences
The Graduate University for Advanced Studies (SOKENDAI)

March 2015

論文要旨

スマートグリッドとは、従来型の集中型電源と送電系統との一体運用に加えて、ICT技術の利用により、太陽光発電などの分散型電源や需要家の情報を統合的に活用するような、新しいタイプの電力供給システムである。スマートグリッド構想の主目的は、電力の安定供給と効率的利用であるが、時代的な要請から、再生可能電力を含む分散型電源や、デマンドレスポンス(DR)等の節電資源の利用も同時に希求されている。従って、電力供給に関する意思決定主体が格段に増えることとなり、従来の集中型電源管理の時代と比較すると、その日々の運用上の難しさも多様化・増大している。このような状況下において、スマートグリッドのオペレーショナルリスクを管理するためのICT技術がつよく求められている。

本研究は、スマートグリッドにおいて発生するオペレーショナルリスク上の問題に対して、現代投資理論を基礎とするリスク最適化手法を提案するものである。ここで、リスクの「最小化」ではなく「最適化」としているのは、リスクが必ずしも最小化するべきものではなく、それに対応する収益やメリットとペアで考えつつ、そのバランスを最適化することが重要なためである。提案したリスク最適化手法は、二つのスマートグリッドのオペレーショナルリスク上の問題に適用可能である。その問題の一つは、電力網の需給バランスリスクに直接関係するものであり、もう一つは、配電網の電圧変動リスクへの対処に深く関係する問題になっている。具体的には前者が、気象リスク下のDLC(Direct Load Control: 需要家側機器の直接制御)ポートフォリオ最適化問題であり、後者は、配電網における柱上トランスの接続相を判定する問題である。

DLCポートフォリオ最適化問題では、気象リスク下にある空調機器の広域的な協調節電運転の計画立案に対して、厳密には求解困難な大規模整数二次計画を、二段階の近似解法として定式化し、その初段を現代投資理論のMarkowitzモデルの派生型としてスケラブルなかたちに収めたところに、本研究の新規性がある。また、トランス接続相判定問題については、従来技術として配電系に特殊な電気信号を流す方式や、交流の位相測定技術を利用する方式などが知られているが、これらはいずれも人手による設備の設置・計測が必要とされ、人的・金銭的なコストが高い。これに対して本論文で提案する手法は、スマートメータと配電系の電流・電圧センサのデータを用いた情報処理のみによって実現可能であるため、新規性が高くかつ低コストな方式となっている。ここでは、現代投資理論の考え方を、判定精度上最適なデジタルフィルタを導出するために用いている。

本博士論文は7章から構成され、第1章でスマートグリッドの概要や、その周辺に発生するオペレーショナルリスク管理上の諸問題について説明する。次に本研究で取り組む具体的な課題として、DLCにおけるリスク最適化の問題と、配電系の電圧変動リスク問題を抽出し、研究目的を述べる。第2章で本論文の提案手法に関連する既存技術として、現代投資理論のMarkowitzモデルによるポートフォリオ最適化手法及び、本論文後半で取り上げる柱上トランスの接続相判定の既存技術を紹介する。第3章は「気象リスク下のDLCポートフォリオ最適化」と題し、リスク主要因を外気温予報の誤差におく、空調機器の協調節電運転に関する大規模計画問題を扱う。ここでは具体的な計画策定方式として、初段にポートフォリオ最適化を配した二段階の近似解法を提案する。章末では、提案手法の効果を数値実験によって検証する。また、投資理論における効率的フロンティア分析をDLCの実施計画に適用し、この手法がリスク最適化に対して有用であることを示す。第4章では、柱上トランスの接続相判定問題の詳細を述べ、配電系の交流回路を確定する課題として、高度な配電網管理の入口にある重要な課題であることを述べる。第5章では、スマートメータで取得する消費電力データと、配電系高圧側で計測される電流データの相関係数を比較す

ることによって接続相を自動判定する方式を提案し、単純なハイパスフィルタを前処理に適用したシミュレーションによって、手法が有望であることを示す。続く第6章では、周波数領域情報による相関係数の再定義を行い、ポートフォリオ最適化技術を最適フィルタの導出に適用することを提案する。次に、提案方式の効果を数値実験によって検証し、正答率が大きく向上することを示す。末尾の第7章では、結論として本論文の貢献がまとめられ、今後の研究の方向性も提示している。

本研究の主要な成果は、投資理論のMarkowitzモデルの枠組みを、関連のある確率変数の和の分散を最小化する数的手段として扱い、DLCポートフォリオ最適化問題と、柱上トランスの接続相判定問題における最適フィルタの導出に適用することにより、スマートグリッドのオペレーショナルリスク管理上の二つの重要な問題を解決可能としたことにある。提案した最適化手法の検証では、実データを利用する数値実験を実施したが、特にトランス接続相判定方式の評価では、実際の電力消費データからの回路計算にもとづく精密な評価を行った。今後は、実際の配電系の接続相を判定して回路を確定した後に、配電網の電圧分布の推定や逆潮流問題を解決するための設備計画問題への取り組みを、研究の次のステップとして計画している。

現在世界各地で、スマートシティ(環境配慮型都市)に関連するプロジェクトが進行しており、電機・電力・通信・土木・建築業界の各社が、家庭やビル商業施設で使う電気の需給を街全体で調節し、省エネルギーや再生可能エネルギーの普及による二酸化炭素排出量の削減につなげる努力が進められている。また、再生可能エネルギーは未だ高コストであり、経済合理性だけから見ると普及がおぼつかないため、各国政府は補助金制度やFIT(Feed-in Tariff: 固定価格買取制度)などの施策によって普及を促進している。このような現状は、再生可能エネルギーの普及に対して、社会全体の協力やコスト負担が不可欠であることを示している。

スマートグリッドはスマートシティ構想の重要な一部であり、再生可能エネルギーの普及を、需給バランスの確保や、供給電圧の安定化等の側面で支えることが期待されている。季節や時間帯によって発電量が変わる再生可能エネルギーは、そのままでは本性的に不安定な電源である。その不安定性のあらわれが、本論文で問題にした需給バランスリスクや電圧変動リスクであり、リスク要因は気象条件、節電を含む発電量、電力需要量などの確率的変動である。主に経済学的な分野に起源を持つリスク最適化の枠組みは、このような不確実性下の確率的最適化に対して有効であり、その一端を本論文で示すことができた。特に柱上トランス接続相の自動判定方式については、すでに各所で検討されている配電網管理の高度化によって、電力自由化時代に信頼性の高いネットワークを実現して行くための人的・金銭的なコストを大幅に低減できるものと期待している。今後は、Markowitzモデルを含む様々なリスク管理や数理ファイナンスの手法を、電力網を中心とした社会基盤の安定的、効率的なオペレーションに活かし、データや科学的根拠に基づく社会システムの構築に貢献したいと考えている。

Abstract

A smart grid is a new type of electrical grid that uses information and communication technology to improve the reliability and efficiency of the production and distribution of electricity. Responding to the demands of the present age, most of the smart grid utilize renewable energy such as photovoltaic (PV), wind generation, and organized power-saving (Negawatt) as power resources. Since the smart grid has numerous and various power suppliers, it is inevitably less-stable and has greater diversity of operational risk than conventional centralized power grid.

In this thesis, we propose an operational risk optimization method for the smart grid, which is conceptually based on modern investment theory. The proposed method can be applied to two different problems of smart grid's operational risk. One is directly related to imbalance risk of the power network and the other is concerned with voltage fluctuation risk of the distribution network.

This doctoral thesis comprises seven chapters. In Chapter 1, we describe the concept of the smart grid and its operational risk management. Two practical problems about the operational risk are selected and introduced shortly. The first problem is about Direct Load Control(DLC) planning under weather risk and the second is about determination of the pole transformer connection phase in the distribution network. In Chapter 2, existing research and technology related to our study are explained.

In Chapter 3, a kind of portfolio optimization problem about demand response(DR) under weather risk are described. We especially focused on DLC of many office buildings' HVAC systems in the coordinated power saving. In this case, weather risk means prediction error of outdoor temperature. Inspired by the Markowitz model of investment theory, we invented two-stage approximate means of the optimization problem. The first stage is formulated as a convex quadratic programming and the second is in a form of mixed integer programming. Basically, the optimization method minimizes statistical variance of total demand reduction and can generate set-temperature values of all HVAC systems.

For the purpose of evaluating the effect of the proposed method, we did a numerical experiment, and the result shows the method can improve reliability of HVAC power saving in terms of standard deviation of total demand reduction around a targeted amount. Another numerical experiment is done to plot some efficient frontier lines and to analyze the risk of power saving plan for a widespread area. Based on the experimental results, we concluded that prediction error of outdoor temperature is a major risk factor of the coordinated power saving of HVAC systems, and the proposed portfolio optimization method has strong potential to improve reliability of HVAC's demand reduction. We also concluded that efficient frontier analysis can be used to make a regional DLC plan with consideration for the power saving target and its corresponding risk.

In Chapter 4 to 6, we address an issue related to voltage fluctuation risk of the distribution system. Specifically, connection phase determination of pole transformer is our problem. Since existence of unknown connection phase means lack of information to decide the distribution circuit topology, the determination problem is of significance for field site to take measures against voltage fluctuation. In Chapter 4, we provide a detailed explanation of the connection phase determination problem and some approximate results of relevant

circuit calculation. In Chapter 5, we propose a method for the connection phase determination based on correlation coefficients between time-series of distribution line currents and power consumption values under respective transformers. A preliminary numerical experiment is conducted and its result shows that the method is promising if we use preprocessed time-series data using high pass filter (HPF) of adequate characteristic.

In Chapter 6, we introduce a new calculation formula of the correlation coefficient only from frequency domain information. It enables us to design an optimization problem of characteristic of the preprocessing filter. This problem is mathematically equivalent to the Markowitz's mean and variance model and can be solved by quadratic programming. Applying the derived optimal filter, correct answer rate of the connection phase determination is drastically improved in the numerical experiment.

Finally in Chapter 7, we summarize this thesis and conclude that main contribution of our study is to deal the framework of the Markowitz model as a mathematical method for minimizing variance of linear combination of the correlated stochastic variable and to solve two important problems about the risk of smart grid operation.

目次

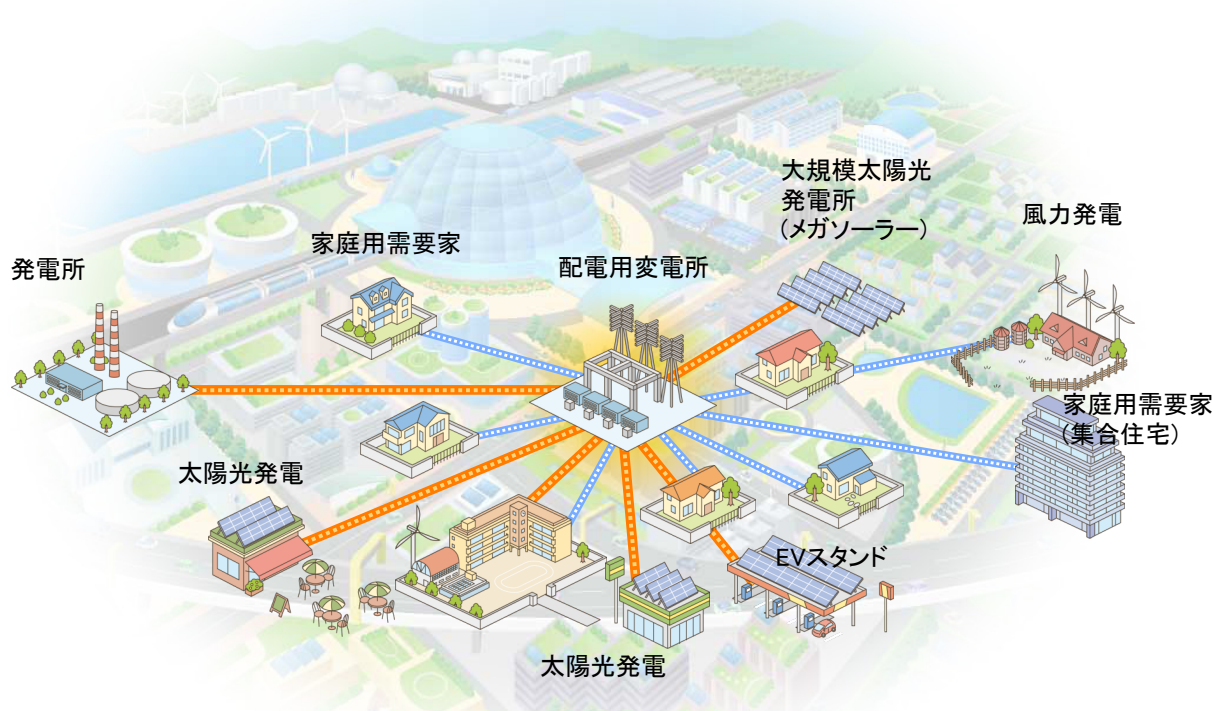
論文要旨

Abstract

1. 序論	9
1.1 スマートグリッドとICT技術	9
1.2 デマンドレスポンス	11
1.3 スマートグリッドにおけるオペレーショナルリスクの管理	13
1.4 本研究の目的	16
1.5 本論文の構成	16
2. 関連する技術及び研究	17
2.1 現代投資理論におけるMarkowitzモデル	17
2.2 柱上トランス接続相の判定技術	22
3. 気象リスク下のDLCポートフォリオ最適化	24
3.1 背景	24
3.2 DLCポートフォリオの選択問題	25
3.3 DLCポートフォリオ選択問題の定式化	27
3.4 DLCの効率的フロンティア	33
3.5 数値実験	36
3.6 本章のまとめ	44
4. 柱上トランスの接続相判定問題	45
4.1 背景	45
4.2 トランス接続相判定問題の定義	46

4.3 電流情報による接続相の判定	49
4.4 本章のまとめ	53
5. 相関係数による接続相判定方式	54
5.1 電流値時系列の相関係数	54
5.2 相関係数値の見積り	56
5.3 数値実験 I	60
5.4 本章のまとめ	69
6. 周波数領域情報による接続相判定方式	70
6.1 周波数領域情報の利用	70
6.2 アンサンブル平均によるスペクトル推定	72
6.3 相関係数の再定義	73
6.4 電流情報の相関係数	75
6.5 最適フィルタの導出	78
6.6 トランス接続相判定における量子化誤差の影響低減	84
6.7 数値実験 II	92
6.8 本章のまとめ	95
7. 結論	96
謝辞	98
参考文献	99
研究成果	103
研究業績	104

1. 序論



[図1] スマートグリッド

1.1 スマートグリッドとICT技術

スマートグリッドとは、従来型の集中型電源と送電系統との一体運用に加えて、ICT技術の利用により、太陽光発電などの分散型電源や需要家の情報を統合的に活用するような、新しいタイプの電力供給システムである([図1]参照)。世界の各所でスマートグリッドが構想された背景には、さまざまな事情がある。北米では、電力自由化後に小規模な電力会社が増加したことや、送配電網の老朽化が原因とされる電力危機への反省から、電力網を安定化させることを主な目的としてスマートグリッドが構想されている。欧州においては、地球温暖化への対策として従来より再生可能電力の普及が図られていたが、気象条件に発電量が大きく左右される太陽光発電や風力発電を、国境を越えて大規模に管理する手段としての意味合いが大きい。これに対しわが国では、当初欧州と同様に温室効果ガス排出量の削減を目的としてスマートグリッドの導入が検討されていたが、東日本大震災以後は、電源構成の原子力依存度を下げる目的も追加されて、現在に至っている。

構想の動機はどのようなものであっても、スマートグリッドにおいては、電力の安定供給と効率の利用が目指されている点は共通している。しかしながら、分散型電源の利用をはじめ、電力

市場の自由化、発送電の分離など、現在スマートグリッドが置かれている環境においては、電力供給に関係する意思決定主体が必然的に増えるため、従来の集中型電源管理の時代と比較すると、その日々の運用は本質的に難しくなる。そこで、スマートグリッド時代の電力網においては、発送電に関係するハードウェアの適応的な制御や、電力市場による価格メカニズムの導入、電力需要のピーク抑制やピークシフトを促す制度設計など、さまざまな施策を用いて、電力網の短期的および長期的な安定を、社会全体の目標として位置づけることが必要とされている。このような状況下で、電力網と言う非常に大規模なシステムを運用して行くためには、システムの現状を、スマートメータを始めとする様々な機器で観測してデータを蓄積し、それに基づく将来の予測や機器の制御、計算機シミュレーションによる各種施策の検討など、ICT技術を広く適用することが、つよく望まれている。

スマートグリッド周辺におけるICT技術の有望な適用分野としては、電力需要予測^{[1][2][3][4]} [5]、太陽光発電予測^{[6][7][8]}、風力発電予測^{[9][10][11]}、機器制御^{[12][13][14]}、潮流計算技術に基づく配電系のシミュレーション^{[15][16][17]} 等、多様な領域が存在しており、各方面で研究が推進されている。

1.2 デマンドレスポンス

スマートグリッド構想の特徴の一つとして、電力需給バランスの確保のために、供給側ばかりでなく需要家側を協力させると言うコンセプトがある。このような枠組みは、一般にDSM (Demand Side Management：需要家側制御)と呼ばれるが、集中型電源管理の時代には主に電力会社と大口需要家の相対取引的制度として運用されて来た。しかし、スマートグリッド時代には、もっと広く一般の需要家に対して金銭的なメリット等を与えることによって、電力消費パターンを変化させるような、デマンドレスポンス(DR: Demand Response)と呼ばれる制度に拡充されて来ている。デマンドレスポンス(以下DR)は、金銭的メリットの与え方が、電力価格の操作によるものか、需要削減に応じた報奨金であるかによって、プライス・ベースとインセンティブ・ベースに細分化される。

具体的なDRのプログラムについては、欧米を中心にすでに様々なものが実施されている。下表にその代表例^{[18][19]}を示す。

[表1] DRプログラムの代表例

プライス・ベース	インセンティブ・ベース
<u>TOU(Time of Use)</u> 時間帯別価格設定。一時間などの単位で発電や送電の平均費用を価格に反映させる方式。	<u>DLC(Direct Load Control)</u> DRプログラムの設置者が事前の通知後に、需要家側にある電気機器の遠隔制御や、制御依頼を実行するもの。
<u>CPP(Critical Peak Pricing)</u> 平常時はTOUなどで運用し、特に需要の多い季節・時間帯や緊急時に特別に高い価格を設定するプログラム	<u>Emergency Demand Response</u> 緊急時において達成された需要削減量に応じてインセンティブを付与するプログラム。
<u>RTP(Real Time Pricing)</u> 電力の卸売価格などを反映させ、一時間ごとなどの短期で小売電力価格を変動させるプログラム。	<u>Spinning Reserves</u> 緊急時の数分で需給インバランス解消のための需要削減等を提供できるよう準備させる方式。
<u>System Peak Response Transmission Tariff</u> インターバルメータ(双方向通信のできないスマートメータ)を設置し、需要ピーク時等の特定の条件下で、電力需要を削減した需要家に対して、送電料金を割り引くプログラム。	<u>Regulation Service</u> 電力システムの運用者が提供する周波数維持のためのリアルタイム信号に呼応して需要を調整するプログラム。需要側は非常に短時間に要求に応じることが求められる。

基本的にプライス・ベースのプログラムは、需要家への要請が長期的、間接的であり、需要家側の価格選好性等の影響を受けやすいため、需要削減達成の信頼度が低い。これに対して、インセンティブ・ベースのプログラムの多くは、事前に需要家の承認を契約等によって受けておくものの、電気機器を直接的に制御するタイプであるため、その信頼度は当然ながら高くなっている。また、電気機器を制御するようなDRプログラムのうち、Spinning ReservesやRegulation Serviceは、需要家側の電気機器や反応速度に特殊な条件が必要とされるが、DLCは一般的な空調

機器や照明器具でも実施可能であるため、北米などでは法人を中心にかなりの需要家が参加している。また、このような需要家の消費削減量を公募により集め、電力会社と一括で取引するような、DRアグリゲータと呼ばれるビジネスも発生して来ている。

1.3 スマートグリッドにおけるオペレーショナルリスクの管理

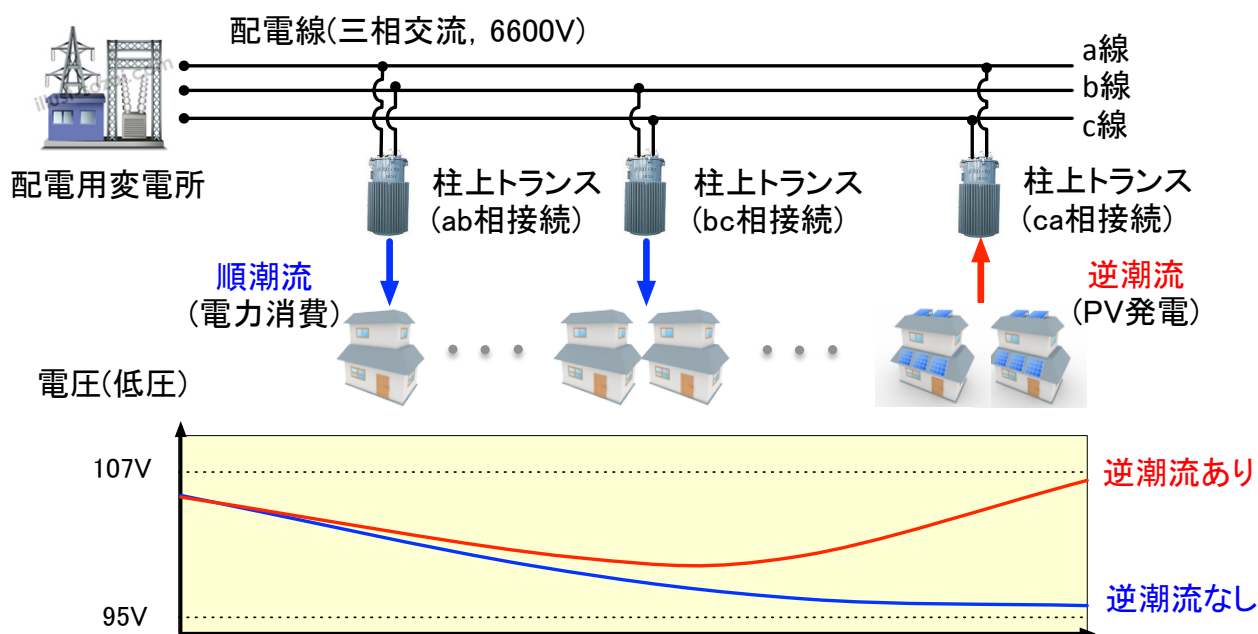
スマートグリッドにおけるリスク管理の話題では、スマートメータデータのプライバシー保護や、電力制御系へのクラッキング等のシステムセキュリティに関するリスクがしばしば語られるが、本論文が問題にするリスクはこれらではなく、スマートグリッドの日々の運用に対して存在するリスク、いわゆるオペレーショナルリスクと呼ばれるものである。オペレーショナルリスクの中にもまた様々なカテゴリーのリスクが存在するが、電力網の最重要機能が電力の安定供給である以上、もっとも重視すべきリスクは、需給バランス上のリスクであることは議論を俟たない。

前節で述べたように、スマートグリッド構想における電力の需給バランスは、供給側と需要側が協力しつつ確保すべき目標である。従って、需給バランスリスクも従来とは異なった側面を持つようになる。特に、需給バランス確保の手段としてDRが本格的に組み込まれるようになると、需要側が本質的に持っている不確定性が大きなリスク要因となる。例えばプライス・ベースのDRの場合、需要家変動する電力価格にどう反応するかは確率的な現象であり、ある程度の期待値的な予測はできるものの、需要量そのものや需要削減量が様々な外的条件に影響を受けて変動することは明らかである。インセンティブ・ベースのものは、事前に需要家と契約を結ぶプログラムであるため、プライス・ベースよりは信頼性が高いと言える。しかし、インセンティブ・ベースであっても、供給側が需要家側のハードウェアを直接制御するタイプでない限り、需要家側の行動リスク等の影響を受けることは避けられない。

様々なタイプのDRプログラムのうち、DLCは需要家が所有する電気機器を直接制御するタイプになる。一般的なDLCの実施においては、制御が実行される以前の契約などによって、需要家の許可とインセンティブに関する合意がなされているため、人の価格選好性や行動リスクの影響を原理的に受けない。また、制御の対象が空調や照明等の一般的な電気機器であるため、需要家側に特殊な条件を必要としない。従って、DLCは信頼性が高く、かつ大きなボリュームを持つ節電資源として期待されているプログラムである。しかしながら、空調機器を含むようなDLCの場合、実施当日の外気温の値によって、当初見積もられて節電量が達成できないと言う気象リスクが常に存在する。本論文では、特にオフィスビルを対象としたDLCにおけるオペレーショナルリスクの最適化問題を第3章で扱う。

需給バランスリスクの次に重視されるべきは、電圧変動のリスクである。電力網の需給バランスは、従来より電力供給側の細心の注意によって確保されて来たが、事故を含む何らかの原因によって需給バランスが崩れると、最終的には停電に至ることになる。また、需給バランスが完全に崩壊する前に、電力網に表れる兆候として、交流周波数の変動や供給電圧の変動がある。このうち電圧の変動は、主に過負荷の際に発生する電圧低下の問題として従来は認識され、電力供給側によってその対策が取られて来た。しかし、昨今の再生可能電力の普及に伴って売電のための電力が需要家側から配電系へ、消費とは逆向きに流れ込むことになると、それによる電圧上昇が発生することが懸念される。この種のオペレーショナルリスクは、「逆潮流問題」として最近クローズアップされて来ている。

わが国の配電系の供給電圧は、規定上100V系では $101\pm6V$, 200V系では $202\pm20V$ と定められており、実際の運用では太陽光発電などの直流を交流に変換して配電系へ送り出すパワーコンディショナーが、配電系との連携点の電圧が規格を逸脱すると発電を停止するようになっている。従って規格を越えた電圧上昇が起こることはないが、発電の停止は売電を行う需要家側に経済的損失を与えることであり、再生可能電力の普及を目指すポリシーから言っても望ましいことではない。このように従来の需要家側が、供給側にもなる場合に発生する新しいタイプの電圧変動リスクは、スマートグリッドに特徴的なオペレーショナルリスク上の課題として、電力網全体で対処する必要がある。



[図2] 逆潮流による供給電圧の上昇

逆潮流による電圧上昇を回避するための対策には様々なものが知られているが、配電系側で比較的容易かつ低コストで実施できる対策は、柱上トランスを増設して影響を最小限にすることや、トランスのタップ変更による変圧比の微調整である。ところが、この種の対策を考える時に問題となるのが、柱上トランスの接続相の問題である。柱上トランス接続相とは、配電系高压側の三相交流(6600V)から、単相トランスを使用して低圧(100V, 200V)を取り出す時に、高压側三線のうち実際に使用されている二線のことを指す。トランスの接続相が不明であることは、配電系の交流回路が確定していないことを意味するので、これが不明なケースでは電圧変動リスクが高い時に、どのトランスについて対策を取るべきかの判断や、配電網全体での大規模な対策を計画することが困難になる。また、電圧変動リスク対策を検討する場合に、潮流計算技術にもとづく配電系のシミュレーションを行う場合があるが^{[20][21][22]}、トランス接続相が不明であると、そもそもシミュレーションを正しい回路構成に沿って行うことができない。

[図2]は、PV発電による逆潮流の発生に起因する配電系供給電圧の上昇を模式的に示したものである。図では、配電系高压側の三相交流の配線をa線、b線、c線と呼び、柱上トランスがそのうちのどの二線に接続されているかに応じたトランス接続相を、ab相接続、bc相接続、ca相接続として示している。この配電系のように接続相が既知であれば、需要家側の電力消費やPVの発電量を

想定したシミュレーションを実施し、例示したグラフのような電圧計算を積み重ねることによって、電圧変動リスクの評価が可能である。しかし、配電系の電圧分布は配電用変電所から伸びるフィーダー上に、実際には100個以上存在する柱上トランスの接続相がどう配置されているかによって全く異なった結果を示す。従って、シミュレーションによる電圧変動リスクを評価するためには、接続相が事前に分かっていることが前提となる。本論文では、このトランス接続相の判定を、需要家側に設置されたスマートメータの測定値と、配電系高圧側に設置されたセンサ内蔵開閉器の測定データを利用した情報処理のみによって実施する方式を、第4章以降で提案している。

1.4 本研究の目的

本研究は、スマートグリッドにおいて発生するオペレーショナルリスク上の問題に対して、現代投資理論を基礎とするリスク最適化手法を提案するものである。ここで、リスクの「最小化」ではなく「最適化」としているのは、リスクが必ずしも最小化すべきものではなく、それに対応する収益やメリットとペアで考えつつ、そのバランスを最適化することが重要なためである。提案したリスク最適化手法は、二つのスマートグリッドのオペレーショナルリスク上の問題に適用可能である。その問題の一つは、電力網の需給バランスリスクに直接関係するものであり、もう一つは、配電網の電圧変動リスクに深く関係する問題になっている。具体的には前者が、気象リスク下のDLC(Direct Load Control: 需要家側機器の直接制御)ポートフォリオ最適化問題であり、後者は、配電網における柱上トランスの接続相を判定する問題である。

DLCポートフォリオ最適化問題では、気象リスク下にある空調機器の広域的な協調節電運転の計画立案に対して、厳密には求解困難な大規模整数二次計画を、二段階の近似解法として定式化し、その初段を現代投資理論のMarkowitzモデルの派生型としてスケーラブルなかたちに収めたところに、本研究の新規性がある。また、トランス接続相判定問題については、従来技術として配電系に特殊な電気信号を流す方式や、交流の位相測定技術を利用する方式などが知られているが、これらはいずれも人手による設備の設置・計測が必要とされ、人的・金銭的なコストが高い。これに対して本論文で提案する手法は、スマートメータと配電系の電流・電圧センサのデータを用いた情報処理のみによって実現可能であるため、新規性が高くかつ低コストな方式となっている。ここでは、現代投資理論の考え方を、判定精度上最適なデジタルフィルタを導出するために用いている。

1.5 本論文の構成

本博士論文は7章から構成され、第1章でスマートグリッドの概要や、その周辺に発生するリスク管理上の諸問題について説明する。次に本研究で取り組む具体的な課題として、DLCにおけるリスク最適化の問題と、配電系の電圧管理問題を抽出し、研究目的を述べる。第2章で本論文の提案手法に関連する既存技術として、現代投資理論のMarkowitzモデルによるポートフォリオ最適化手法及び、本論文後半で取り上げる柱上トランスの接続相判定の既存技術を説明する。第3章は「気象リスク下のDLCポートフォリオ最適化」と題し、不確実性の主因を外気温予報の誤差におく、空調機器の節電運転に関する大規模計画問題に対して、初段にポートフォリオ最適化を配した二段階の近似解法を提案する。章末では、提案手法の効果を数値実験によって検証する。第4章では、柱上トランスの接続相判定問題の詳細を述べ、配電系の交流回路を確定する課題として、高度な配電網管理の入口にある重要な課題であることを述べる。第5章では、スマートメータで取得する消費電力データと、配電系高圧側で計測される電流データの相関係数を比較することによって接続相を自動判定する手法を提案し、単純なハイパスフィルタを前処理に適用したシミュレーションによって、手法が有望であることを示す。続く第6章では、周波数領域情報による相関係数の再定義を行い、ポートフォリオ最適化技術を最適フィルタの導出に適用することを提案する。次に、提案方式の効果を数値実験によって検証し、正答率が大きく向上することを示す。末尾の第7章では、結論として本論文の貢献がまとめられ、今後の研究の方向性も提示している。

2. 関連する技術及び研究

この章では、本論文に関連する既存技術や研究について概説する。最初に、本論文が提案するオペレーショナルリスク最適化全般の発想の元になった、現代投資理論のMarkowitzモデルについて述べる。次に、配電網の電圧変動リスクの管理において重要な、柱上トランスの接続相判定に関連した既存技術をいくつか紹介する。

2.1 現代投資理論におけるMarkowitzモデル

現代投資理論は、現代ポートフォリオ理論(MPT: Modern Portfolio Theory)とも呼ばれ、証券投資のような不確実性下の意思決定を研究する学問分野である。ここで言うポートフォリオとは、株式に代表される投資商品の組み合わせのことであり、ある程度の資産を持つ投資家はそのポートフォリオに資金を分散投資するような状況が想定されている。また、現代投資理論は数理ファイナンスの一分野でもあり、オプション価格理論と並んで現在その大きな一画を占めている。歴史的にはH. Markowitzらが提唱した、証券投資におけるMarkowitzモデル(平均・分散モデル)^[23]が現代投資理論の嚆矢とされる。

Markowitzモデル^[24]におけるポートフォリオ: p とは、投資家の第 i 資産($1 \leq i \leq n$)への投資割合を表す n 次元ベクトル $\mathbf{x}^T = (x_1, \dots, x_n)$ のことを指す。このとき、 $\sum_{i=1}^n x_i = 1$ すなわち、 $\mathbf{x}^T \mathbf{1} = 1$ ($\mathbf{1}$ は全要素が1の n 次元縦ベクトル)になる。ここで、 R_i ($1 \leq i \leq n$) を第 i 資産の収益率を表す確率変数とし、これを n 個並べたベクトル $\mathbf{R} = (R_1, \dots, R_n)$ で n 個の投資商品の収益率の状態を表現する。収益率とは次式で定義される比率である。

$$R_i = \frac{S_i - s_i^0}{s_i^0}$$

但し、 s_i^0 : 現時点における第 i 投資商品の価格、

S_i : 将来時点における第 i 投資商品の価格。

(2.1)

上式中の、価格 s_i^0 ($1 \leq i \leq n$) は現在のものなので既知の定数であるが、将来時点の価格 S_i ($1 \leq i \leq n$) は確率変数であるため、収益率も確率変数になる。このとき、確率変数ベクトル $\mathbf{R} = (R_1, \dots, R_n)$ の要素間に定義される分散共分散行列を、 $\mathbf{V} = E[(\mathbf{R} - E[\mathbf{R}])(\mathbf{R} - E[\mathbf{R}])^T]$ ($E[\cdot]$ は期待値) で定義すると、ポートフォリオ: p の確率変数としての表現は、 $\sum_{i=1}^n x_i R_i$ であるから、その平均 μ_p と分散 σ_p^2 は、次式で定義される。

$$\mu_p = \mathbf{x}^T \mathbf{m}$$

$$\sigma_p^2 = \mathbf{x}^T \mathbf{V} \mathbf{x}$$

但し、 $\mathbf{m} = (\mu_1, \dots, \mu_n)$, μ_i : 第 i 投資商品の収益率の平均値

(2.2)

Markowitzが提起した投資商品のポートフォリオ選択とは、このような状況下においてポートフォリオの平均収益率を一定値 μ_p に保つ時に、その分散を最小にするような投資割合 $\mathbf{x}^T = (x_1, \dots, x_n)$ を決定する問題である。また、Markowitzモデルにおけるリスクとは、具体的にはポートフォリオの収益率の標準偏差である。

この定式化は、分散投資のリスク指標としてポートフォリオの分散値や標準偏差を考え、収益率一定の制約のもとにそのリスクを最小化する問題と見ることができる。この場合のリスク指標である分散や標準偏差は常に非負の値を取り、リスク指標が大であることは収益率の確率的変動が大きいことを意味するが、損失が必ず大きくなるわけではなく、可能性として大きな収益を生むこともあり得る。

上述したようなポートフォリオ選択問題は、数理計画法の枠組みでは次式のような二次計画問題になる。

$$\begin{aligned} \min : & \sigma_p^2 = \mathbf{x}^T \mathbf{V} \mathbf{x} \\ \text{s.t.} \\ & \mathbf{x}^T \mathbf{1} = 1, \\ & \mathbf{x}^T \mathbf{m} = \mu_p \end{aligned} \tag{2.3}$$

但し、

ポートフォリオ $\mathbf{x}^T = (x_1, \dots, x_n)$, x_i :第*i*投資商品への投資割合,

$\mathbf{m} = (\mu_1, \dots, \mu_n)$, μ_i :第*i*投資商品の収益率の平均値,

\mathbf{V} :利益率の分散共分散行列, $\mathbf{1}$:全要素が1の*n*次元縦ベクトル,

μ_p :ポートフォリオ \mathbf{x}^T の収益率の平均,

σ_p^2 :ポートフォリオ \mathbf{x}^T の収益率の分散.

上式の目的関数の表現行列 \mathbf{V} は分散共分散行列であるため、対称かつ半正定値な行列である。また、制約は線型式の等式制約のみであるため、この問題は唯一の最適解をもつような凸二次計画問題となる。

(2.3)式の問題は、投資の平均・分散モデルと呼ばれ、二次計画問題として解くこともできるが、 \mathbf{V} が正則行列であり、その逆行列 \mathbf{V}^{-1} が存在する時には、次のラグランジュ関数:

$$L(\mathbf{x}, \lambda_1, \lambda_2) = \mathbf{x}^T \mathbf{V} \mathbf{x} + \lambda_1 (\mu_p - \mathbf{x}^T \mathbf{m}) + \lambda_2 (1 - \mathbf{x}^T \mathbf{1}) \tag{2.4}$$

を用いた未定係数法を1階の条件で解くことにより、次式で解: $\tilde{\mathbf{x}}$ が与えられることが知られている。

$$\tilde{\mathbf{x}} = \frac{1}{2} \mathbf{V}^{-1} [\mathbf{m} \ \mathbf{1}] \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \end{bmatrix} = \mathbf{V}^{-1} [\mathbf{m} \ \mathbf{1}] \mathbf{D}^{-1} \begin{bmatrix} \mu_p \\ 1 \end{bmatrix}$$

where

$$\mathbf{D} \equiv [\mathbf{m} \ \mathbf{1}]^T \mathbf{V}^{-1} [\mathbf{m} \ \mathbf{1}] = \begin{bmatrix} \alpha & \beta \\ \beta & \gamma \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{m}^T \mathbf{V}^{-1} \mathbf{m} & \mathbf{m}^T \mathbf{V}^{-1} \mathbf{1} \\ \mathbf{m}^T \mathbf{V}^{-1} \mathbf{1} & \mathbf{1}^T \mathbf{V}^{-1} \mathbf{1} \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

この時の最小分散値: $\tilde{\sigma}_p^2$ は, (2.3)式の評価関数に(2.5)の解を代入することによって, 次のように計算できる.

$$\begin{aligned} \tilde{\sigma}_p^2 &= \mathbf{x}^T \mathbf{V} \mathbf{x} = \left[\mathbf{V}^{-1} [\mathbf{m} \ \mathbf{1}] \mathbf{D}^{-1} \begin{bmatrix} \mu_p \\ 1 \end{bmatrix} \right]^T \mathbf{V} \mathbf{V}^{-1} [\mathbf{m} \ \mathbf{1}] \mathbf{D}^{-1} \begin{bmatrix} \mu_p \\ 1 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \mu_p & 1 \end{bmatrix} \mathbf{D}^{-1} [\mathbf{m} \ \mathbf{1}]^T \mathbf{V}^{-1} \mathbf{V} \mathbf{V}^{-1} [\mathbf{m} \ \mathbf{1}] \mathbf{D}^{-1} \begin{bmatrix} \mu_p \\ 1 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \mu_p & 1 \end{bmatrix} \mathbf{D}^{-1} \begin{bmatrix} \mu_p \\ 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2.6)$$

ここで, (2.5)式中で定義された $\mathbf{D} = [\mathbf{m} \ \mathbf{1}]^T \mathbf{V}^{-1} [\mathbf{m} \ \mathbf{1}]$ の関係と, \mathbf{V} , \mathbf{D} が共に対称行列であることを使っている. さらに, (2.6)式末尾の \mathbf{D}^{-1} をその要素で展開すると,

$$\begin{aligned} \tilde{\sigma}_p^2 &= \begin{bmatrix} \mu_p & 1 \end{bmatrix} \frac{1}{\alpha\gamma - \beta^2} \begin{bmatrix} \gamma & -\beta \\ -\beta & \alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mu_p \\ 1 \end{bmatrix} \\ &= \frac{\alpha - 2\beta\mu_p + \gamma\mu_p^2}{\alpha\gamma - \beta^2} \end{aligned} \quad (2.7)$$

となり, これを μ_p で平方完成して整理すれば次の二次曲線が得られる.

$$\begin{aligned} \frac{\tilde{\sigma}_p^2}{1/\gamma} - \frac{(\mu_p - \beta/\gamma)^2}{(\alpha\gamma - \beta^2)/\gamma^2} &= 1 \\ \text{where} & \quad (2.8) \\ \begin{cases} \alpha = \mathbf{m}^T \mathbf{V}^{-1} \mathbf{m} \\ \beta = \mathbf{m}^T \mathbf{V}^{-1} \mathbf{1} \\ \gamma = \mathbf{1}^T \mathbf{V}^{-1} \mathbf{1} \end{cases} \end{aligned}$$

但し,

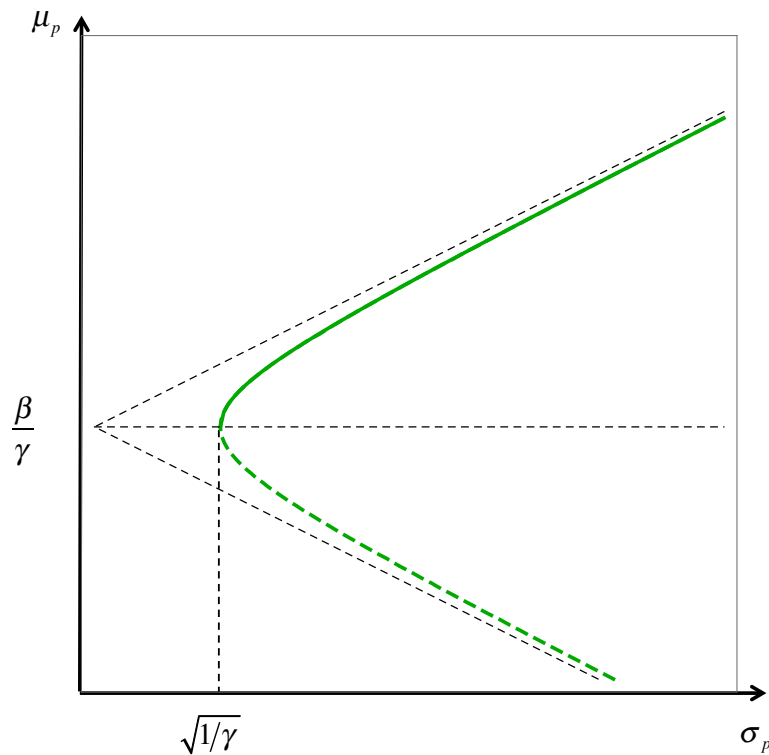
$\mathbf{m}=(\mu_1,...,\mu_n)$, μ_i :第*i*投資商品の収益率の平均値,

\mathbf{V} :収益率の分散共分散行列, $\mathbf{1}$:全要素が1の*n*次元縦ベクトル,

μ_p :ポートフォリオの収益率の平均,

$\tilde{\sigma}_p^2$:ポートフォリオの収益率の最小分散.

(2.8)式の形から, この曲線は (σ_p^2, μ_p) のパラメータ空間で放物線, (σ_p, μ_p) の空間では双曲線を表すが, 後者は一般に効率的フロンティア曲線と呼ばれる. 効率的フロンティア曲線は, 与えられた収益率の平均値 μ_p に対して最小化したポートフォリオの標準偏差 $\tilde{\sigma}_p$ に対応する点 $(\tilde{\sigma}_p, \mu_p)$ を連続的にプロットしたものになっている. [図3]に, (2.8)式の効率的フロンティア曲線を示す.



[図3] 効率的フロンティア曲線

フロンティア曲線上の各点の標準偏差はすでに最小化されているので, 曲線の左側に領域に対応するパラメータ (σ_p, μ_p) のポートフォリオは存在しない. これに対し曲線の右方に対応するポートフォリオはすべて実際に構成可能であるため, 実行可能集合と呼ばれる. 現代投資理論では, 同じ平均収益率を持つポートフォリオの選択肢に対して, 投資家はよりリスクの小さなものを選ぶことが仮定される(リスク回避的). 今の場合これは, ポートフォリオの標準偏差をリスク指標として, 実行可能集合の中からフロンティア曲線上のポートフォリオが選ばれることを意味している. また, 双曲線の頂点を通る水平線より下半分の曲線上の点が選択されることは現実的でない. 何故なら, 曲線の下半分の各点に対しては, 同じリスク(標準偏差)でありながら, より大きな

平均収益率を持つ点が上半分に必ず存在するからである。従って、実際には曲線の上半分の実線部分が投資家の選択の対象になると考えて良い。

現実の投資家が効率的フロンティア曲線の上半分にあるどの点を選択するかについては、投資商品側の何らかの性質によってだけ決められるものではない。また、一般にポートフォリオの平均収益率とリスク(標準偏差)の間にはトレードオフの関係があり、平均収益率が高いポートフォリオではリスクも大きくなるのが通常である。投資家が最小分散ポートフォリオのパラメータ空間 $(\tilde{\sigma}_p, \mu_p)$ すなわち効率的フロンティア曲線の上からどの点を選択するかは、投資家個人の価値判断に属する問題であり、価値判断を定量化した情報が存在すれば、具体的な点を決めることができる。このような価値を定量化した関数は、(期待)効用関数と呼ばれ、ミクロ経済学などの分野で長く研究されている概念であるが、本研究の主題とはあまり関係しないため、ここでは深く立ち入らない。

本論文では、次章以降で、上述したMarkowitzモデルの枠組みを、デマンドレスポンスの一種であるDLCのリスク最適化問題と、トランス接続相判定問題における最適フィルタ導出に適用する。これらの問題には、(2.3)式の基本的な定式化とは異なる部分も出て来るため、ここで、Markowitzモデルの特徴を整理しておく。数理計画法的に言うと、(2.3)式は二つの等式制約を持つ、分散の最小化問題である。制約の第一式は、最適化したい量である投資割合: \mathbf{x} が、比率量であることを示すものであり、第二式は、ポートフォリオの平均収益率を与えられた値に等しく置くためのものである。投資割合については、これ以外の制約はないため、例えば \mathbf{x} に負値の要素が含まれても良い。投資割合における負値は、投資商品の購入ではなく販売、証券市場においては「空売り」を意味する。「空売り」は市場の規定によって禁止されている場合もあるが、Markowitzモデルでは概念的に許容されている。

また、Markowitzモデルの枠組みで最適化されるのは、投資金額そのものではなく、投資割合である。具体的な投資予算が与えられれば、投資割合から投資金額を決めることができるが、投資金額がいくらであっても、投資商品の収益率は不変であることが暗に仮定されている。これは、投資家の活動(商品の購入や空売り)によって、価格の状態が影響を受けないほど市場のサイズが大きなことを意味する。この仮定は、機関投資家のように投資金額が莫大になるケースでは、必ずしも成り立っていないと考えられる。本論文が扱うスマートグリッドにおけるリスク最適化の問題においては、解が比率量でなかったり、対象が物理系であることから来る変数の容量的制限など、Markowitzモデルとは異なる側面もいくつか存在している。

2.2 柱上トランス接続相の判定技術

この節では、第4章以降に述べるトランス接続相判定問題に関連する技術について説明する。配電系柱上トランスの接続相を判定するための既存技術は大きく二通りに分類される。一つは配電線に特種な信号を流し、それを受信することによって接続相判定を行う方式であり、もう一つは配電系を流れる交流自身の位相を測定した結果をもとに、接続相を決定する方式である。ここでは便宜上、前者を信号検知型接続相判定方式、後者を位相測定型接続相判定方式と呼ぶ。

信号検知型接続相判定方式^{[25][26]}では、基本的に配電系の高圧側に接続相判定のための特種な電気信号を発生する送信機を設置し、この信号を低圧側に置かれた受信機で検知することによって配電線の結合関係を決定する方策が取られる。参照例である特許第3105897号の方式では、三相配電線路の各相両端を接地後に、その線路の一端で二相の線路を選択し、これら二相の線路に同時に互いに異なる極性の所定レベルの送信信号(パルス信号)を注入する。次に、選択した二相の線路と異なる他の二相の組合せに同様に異なる極性の所定のレベルの送信信号を注入する。これらの信号及び信号が注入されなかった一相は配電線路の他端に置かれた受信機で検出される。このように、送信側からパルス信号を注入しない相(切り離し相)を順次入れ替えながら送受信しつつ、各相の受信信号を観測することで、トランス接続相の判定を可能にしている。

また、特開2003-185693の方式では、特許第3105897号の方式が持っている、配電線路の両端を接地(短絡)が必須である欠点や、信号の送受信点に多数の変流器を設置する煩雑さを解消するため、新しい信号検知方式が提案されている。この発明では、三相の配電線路の一端に設置した送信機から配電線路の相間に信号を注入し、他端に設置した受信機で信号を検出する。注入する信号には、断続的な高調波正弦波信号が用いられるが、三通りある相間の組み合わせのうち二つの組合せで、一周内に発生する断続数に異なるものを与え、残りの一つには異なる断続数の信号の和を送信することを特徴としている。送信信号をこのような構成にすることにより、受信側で信号の断続数をカウントするだけで、トランス接続相の判定を行うことができる。

位相測定型接続相判定方式^[27]は、配電系高圧側の三相交流の位相が理論的には120度ずつ異なっていることを利用する方式であり、基本的には、三相の位相が既知である基準点と、トランス接続相判定の対象点の交流信号の位相の対応関係から、接続相が決定される。参照例では、基準点と判定の対象点における各配電線の対地電圧立上がり時刻を計測して比較することにより、基準点と柱上トランスの一次側ラインとの対応関係を識別することによって、トランスの接続相を判定する方式となっている。

現実の配電系においては、負荷の影響などによってその周波数が微妙に変動することから、三相交流の位相差には理論値からの微妙なズレが発生する。そこで、参照例では電力会社の支店等に位相の基準信号を発生する周期基準器を設置している。周期基準器は、基準点の対地電圧立上がり時刻を計測し、その検出信号を接続相判定の対象点へ携帯電話回線を経由して伝達する。対象点には移動可能な対地電圧検出器と判別表示器が置かれており、基準点からの検出信号と、対地電圧検出器からの検出信号を受けた判別表示器が、これらの値を比較することによって接続相判定を行う。高い判定精度を確保するためには、比較対象とする時刻の基準を厳密に同期させておく必要があるが、参照例ではGPSからの時刻情報を利用することによって、 μ sオーダーの同期

を実現している。位相測定型の接続相判定装置は商品化もされており、現在はこの技術が主流になっているようである。

上述したトランス接続相判定の既存技術では、いずれも接続相判定のために専用の測定装置が必要とされる。信号検知型接続相判定方式では、配電線上に送信機と受信機を設置することが必須である。位相測定型接続相判定方式では配電系の交流そのものを信号にするため、送受信機は不要であるが、判定の基準点と対象点に、やはり何らかの位相測定装置を設置する必要がある。これらの設置・移動や測定はいずれも人手によらざるを得ず、配電網上に膨大な数が存在する柱上トランスの接続相を判定するには、時間的・金銭的に非常に大きなコストがかかる。これに対し、本論文が提案するトランス接続相判定方式は、判定対象となる柱上トランス下流の需要家の消費電力データと配電系高圧側の電流データを用いた情報処理のみによって実現する自動判定方式である点で優れている。

また、提案する方式で用いられる消費電力は、需要家ごとに設置されるスマートメータによって、高圧側の電流データはセンサ内蔵開閉器によって測定されるが、これらはスマートグリッドの基本的な計測設備として最近普及が急速に進んでいる一般的な装置である。従って、提案方式の実現のために追加的なハードウェアは必要とされず、人手が不要であることもあわせて、非常に低コストな接続相判定を実現することが可能である。

3. 気象リスク下のDLCポートフォリオ最適化

本章では、スマートグリッドのオペレーショナルリスクの一つである需給バランスリスクの管理に直結する問題として、オフィスビル等の空調設備を対象にしたDLC実施計画の策定について述べる。ここでは、具体的な計画策定の一部をポートフォリオ選択問題の一種として扱うような求解方式を提案する。また、投資理論における効率的フロンティア分析をDLCの実実施計画に適用し、この手法がリスク最適化に対して有用であることを示す。

3.1 背景

電力の需給バランスを取るための新たな手段として、設備コストや既存電力網に対する負担の小さな、デマンドレスポンス(以下DR)が注目されている^[28]。DRは、当初電力会社と大口需要家の相対取引的な需要削減制度から始まったが、この対象を中小規模の産業・業務用需要家や、一般家庭にまで広げたいと言う社会的な要請もあり、DRアグリゲータ(以下DRA)と呼ばれる新しいビジネスモデルが北米を中心に発生して来ている^[29]。DRAとは、DRプログラムに参加する需要家を募集し、電力会社や系統運用機関にDRサービスを集約して提供する仲介事業者¹のことである。

DRAの一般的な業態では、顧客となる需要家の公募や契約締結、日々のサービス運用などDRに関わる様々な手続きや決済を代行し、その対価として電力会社等から支払われるインセンティブから利益を得る。DRAの顧客需要家には、このインセンティブの一定部分が、報酬として支払われることが通常である。本論文では、DRAがDRの実施を計画する際に発生する、一種のポートフォリオ選択問題について述べる。

DRには様々なプログラムが存在するが^{[30][31]}、本論文ではこのうちDLC(Direct Load Control : 需要家側機器の直接制御による需要抑制)と呼ばれる方式に注目する。DLCでは、需要家との事前契約・同意にもとづいて電気機器の直接的な制御又は制御依頼ができるため、時間帯別料金(TOU)やクリティカル ピークプライシング(CPP)のような他のDRプログラムと比べて人の行動や選好性に影響されることが少ない。そのため、予測に基づく実施計画が比較的たてやすいが、制御対象となる機器によって、予測される削減量の確実性はそれぞれ異なる。例えば、照明器具や自家発電機の制御においては、基本的な設備状況の調査が行われており、DR発呼時の削減量や発電量について需要家と事前の合意がとれていれば、ほぼ確実な節電が期待できる。

これに対し、ビル空調の設定温度変更による空調設備を対象にしたDLCは、夏期の需要ピーク時に有望なピークカット手段であるものの、DLC実施時の外気温によって、削減の実現量が確率的に大きく変動することが予想される。また、一般的なDRプログラムでは、需要削減の結果が各種用途をまとめた総量でしか評価されないため、このような気象条件に起因する不確実性は、DLC全体におよぶことになる。本論文では、このような実施に際する難しさのある空調DLCについて特に検討を加え、気象リスクの影響を考慮した最適計画の立案方式を提案する。

¹ わが国においては、電力会社や発電事業者がDRAの役割を兼ねるようになって行く可能性も大きい。

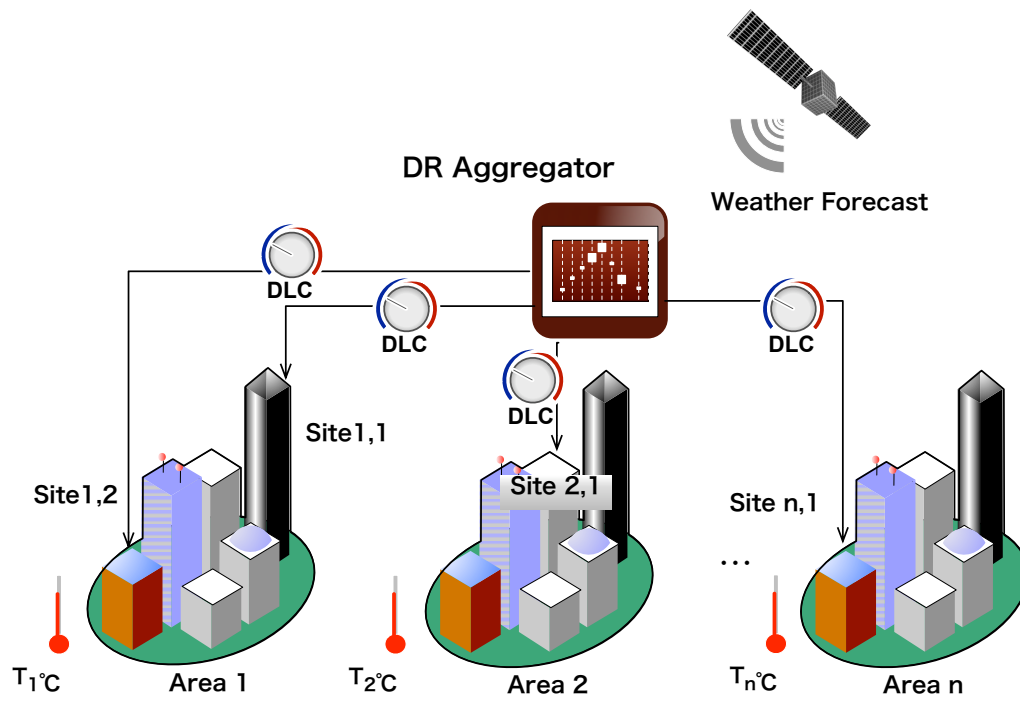
3.2 DLCポートフォリオの選択問題

空調DLCについてDRAの管理者が計画を策定する場面では、以下のような手順が想定される。

- (1) 空調DLC実施の時間帯と目標削減量の決定
- (2) 空調DLC実施時の外気温(予報値)と空調設定温度の増分値(夏期)から、各サイト(オフィスビル等)の需要削減量を予測
- (3) 目標削減量をみたすようなDLC対象サイトの組み合わせ選択と、空調設定温度の増分値の決定

(3)の段階がDLCの実施計画策定にあたるが、(2)の削減量予測における空調需要のモデル化誤差を別にしても、外気温の予報値と実現値の誤差によって、期待する削減量と実現量の間には少なからず乖離が確率的に発生する。現状の数値予報のレベルでは、外気温の一時間毎の一日前予測の誤差は標準偏差で1.2~1.5℃程度([表2]の対角要素である分散値を参照)であり、現実的な空調設定温度の調整マージンがせいぜい数℃であることを考えあわせると、この乖離の影響はかなり大きなものとなる。従ってDRAの管理者には、目標削減量をみたすサイトの組み合わせが複数ある場合に、その中からできるだけ確実な結果に結びつくものを選択することが、需給バランス安定化のために強く望まれる。また、一般的なDRプログラムの収支は、DRAが電力会社等に宣言する目標削減量、インセンティブの定額部分・従量部分、目標未達のペナルティ、需要家への分配金などから構成される複雑な要素から決まる^{[32][33]}、DRAが事業として成り立って行くためにも、削減量の不確実性を押さえ込むことが必要となる。

上のような事情から発生する計画問題は、金融商品などへの投資家が投資対象の組み合わせ(ポートフォリオ)を選択する状況とよく似ている。また、数理ファイナンスなどの分野では、各種投資商品の収益率の期待値と分散が既知の場合に、購入すべき商品組み合わせの選択を支援する最適化手法が、ポートフォリオ選択におけるMarkowitzの平均・分散モデル^[34]として広く知られている。ポートフォリオ理論は、電気事業の分野でも、電源構成の最適化などに応用されており^[35]、DRプログラムの導入が電力経営に与える影響の分析に適用した報告もある^[36]。次節以降ではポートフォリオ理論の考え方を基礎にして、節電資産として見た場合のDLC対象サイトの組み合わせを最適化する手法について述べる。



[図4] 広域的な複数エリアを対象とするDLC

3.3 DLCポートフォリオ選択問題の定式化

3.3.1 問題設定

[図4] のように、DRAの管理下に外気温の予報値と実測値が利用できる複数の予報エリアを想定する。各エリア内にはオフィスビル等の複数サイトが存在しており、管理者が空調DLCの計画を立案しようとする状況を考える。空調DLCの計画とは、最終的にはDLCを行う時間帯、対象サイト、具体的な設定温度の増分値(夏期)の決定である。ここで、目標削減量自体は、より上位の判断によって与えられ、ある時間帯の各サイトの空調消費電力量は、定常運転状態で以下のように線型近似できることを仮定する。

$$p_{ij} = a_{ij}t_{ij} + b_{ij}T_i + c_{ij} + err$$

但し、 p_{ij} :第*i*エリア内第*j*サイトの空調消費電力量[kWh]
($i = 1, \dots, n, j = 1, \dots, m(i)$),
 t_{ij} :空調の設定温度[°C], T_i :第*i*エリアの外気温の一時間平均[°C],
 a_{ij}, b_{ij}, c_{ij} :近似係数, err :誤差項,

(3.1)

尚、冬期のビル空調では電力以外のエネルギー源(ガス、石油など)が用いられることが多い。そのため、(3.1)式のような消費電力の空調設定温度や外気温に対する依存性が小さく、本論文で述べるようなポートフォリオ最適化はあまり有効でないため、夏期の空調DLC計画に限定する。また、計画の時間ステップは、典型的なDRの取引単位や気温予報の可用性等から一時間程度を想定している。

ここでは、夏期のDLCにおいて各サイトの設定温度をだけ上昇させ、気象予報等によるエリアごとの外気温の予報値を用いて空調の消費電力量を予測することを考える。このとき、一時間あたりの消費電力量の当初予測値、制御後の予測値、実測値の関係は次式のようになる。

$$\left. \begin{aligned} p_{ij}^{pd} &= a_{ij}t_{ij} + b_{ij}T_i^{pd} + c_{ij} + err \\ p_{ij}^{ct} &= a_{ij}(t_{ij} + \Delta t_{ij}) + b_{ij}T_i^{pd} + c_{ij} + err \\ p_{ij}^{ob} &= a_{ij}(t_{ij} + \Delta t_{ij}) + b_{ij}T_i^{ob} + c_{ij} + err \end{aligned} \right\}$$

但し、 $p_{ij}^{pd}, p_{ij}^{ct}, p_{ij}^{ob}$:一時間あたり空調消費電力量の当初予測値,
制御後予測値, 実測値[kWh],
 T_i^{pd}, T_i^{ob} :外気温の予測値, 実測値[°C],
 Δt_{ij} :第*i*エリア内第*j*サイトの空調設定温度増分[°C],
 err :誤差項,

(3.2)

また、外気温の予測誤差 δT_i と一時間あたりの需要削減の実現値 δp_{ij} を次式で定義する。

$$\left. \begin{aligned} \delta T_i &= T_i^{ob} - T_i^{pd} \\ \delta p_{ij} &= p_{ij}^{ob} - p_{ij}^{pd} = a_{ij}\Delta t_{ij} + b_{ij}\delta T_i \end{aligned} \right\} \quad (3.3)$$

各エリアの外気温の予測誤差 δT_i は、DLCを実施するたびごとに変動する確率変数であり、 $\delta T_i \sim N(\mu_i, \sigma_i^2)$ の正規分布に従うことを仮定する(μ_i と σ_i^2 は、それぞれの平均と分散)。このとき δp_{ij} も確率変数であり、 $\delta p_{ij} \sim N(a_{ij}\Delta t_{ij} + b_{ij}\mu_i, b_{ij}^2\sigma_i^2)$ の正規分布を持つ。DLCポートフォリオ選択問題は、このような需要削減量を実際に割り付けるサイトの選択や、具体的な空調設定温度の増分値 Δt_{ij} の決定を、目標削減量をみたしつつ、できるだけ削減量の分散を小さくするような最適化問題と見ることができる。

この分散の最小化問題を、エリア $i(1 \leq i \leq n)$ の各々がサイト $j(1 \leq j \leq m(i))$ を含むような構成に対して素朴に定式化すると、以下のようなものになる。

$$\begin{aligned} \min : & \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{m(i)} \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^{m(k)} b_{ij}x_{ij}b_{kl}x_{kl}\sigma_{ik} \\ s.t. & \\ R^{AC} & \geq \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{m(i)} (a_{ij}\Delta t_{ij} + b_{ij}\mu_i) \\ x_{ij} & = \begin{cases} 1 & (\Delta t_{ij} > 0) \\ 0 & (\Delta t_{ij} = 0) \end{cases}, i=1, \dots, n, j=1, \dots, m(i) \end{aligned} \quad (3.4)$$

但し、 R^{AC} :空調消費電力量の目標削減量($R^{AC} < 0$) [kWh],
 σ_{ik} : $\delta T_i, \delta T_k(i, k=1, \dots, n)$ の共分散。

(3.4)式の解において $\Delta t_{ij} = 0$ となるサイトは、需要削減を割当てないことを意味する。また、最小化する目的関数は削減量の分散値であるが、わずかであっても需要削減が割当てられるならば、そのサイトが全体の分散値に与える影響は同じになる。これは、あるサイトがDLCの対象に選択されると、外気温予測誤差の影響は設定温度の増分値には無関係であると言う、この問題に特徴的な事情を反映している。

数理計画問題として見た(3.4)式は、混合整数二次計画(QIP)と呼ばれるカテゴリに属しており、大規模な問題に対して計算量が爆発的に増大することが知られている。そこで、以降では削減目標量の割当てと設定温度増分の決定を、エリアごと、サイトごとの二段階に分けて近似的に解くことを考える。

3.3.2 エリアごとの削減目標量の決定

第一の段階では、削減目標量のエリアごとの割当を先ず決定する。設定温度増分の上限を Δt^{\max} (例えば $+2^{\circ}\text{C}$ など)に設定した場合の空調需要の最大削減量を(3.3)式からエリアごとにまとめたものを r_i とすると、これは次で与えられる。

$$\left. \begin{aligned} r_i &= A_i \Delta t^{\max} + B_i \delta T_i \\ A_i &= \sum_j a_{ij}, B_i = \sum_j b_{ij} \end{aligned} \right\} \quad (3.5)$$

外気温の予測誤差に正規分布 $\delta T_i \sim N(\mu_i, \sigma_i^2)$ を仮定すると、 r_i もやはり確率変数であり、次式のような分布を持つ。

$$\left. \begin{aligned} r_i &\sim N(\bar{r}_i, \sigma_{ri}^2) \\ \bar{r}_i &= A_i \Delta t^{\max} + B_i \mu_i \\ \sigma_{ri}^2 &= B_i^2 \sigma_i^2 \end{aligned} \right\} \quad (3.6)$$

ここで、各エリアの最大削減量が任意の比率で分割可能であることを仮定し、エリアごとの目標割当てを行うような最適化問題を考える。割当は、各エリアの最大削減量の利用率

$y_i = \Delta t_i / \Delta t^{\max}$ ($0 \leq y_i \leq 1$) で表現する²。これらを、 $\mathbf{r} = (r_1, \dots, r_n)^T$, $\bar{\mathbf{r}} = (\bar{r}_1, \dots, \bar{r}_n)^T$, $\mathbf{y} = (y_1, \dots, y_n)^T$ のようにベクトル表記すると、エリアへの割当問題は以下のような二次計画問題になる。

$$\begin{aligned} \min : & \mathbf{y}^T \mathbf{Q} \mathbf{y} \\ \text{s.t.} & \\ & R^{AC} \geq \mathbf{y}^T \bar{\mathbf{r}} \\ & 0 \leq y_i \leq 1 \end{aligned} \quad (3.7)$$

where

$$\mathbf{Q} = \begin{pmatrix} B_1 B_1 \sigma_{11} & \cdots & B_1 B_n \sigma_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ B_n B_1 \sigma_{n1} & \cdots & B_n B_n \sigma_{nn} \end{pmatrix}$$

但し、 $\sigma_{ij} : \delta T_i, \delta T_j (i, j = 1, \dots, n)$ の共分散

上式の行列 \mathbf{Q} は、確率変数 $B_i \delta T_i (i = 1, \dots, n)$ の分散共分散行列に相当する。分散共分散行列の性質から \mathbf{Q} は半正定値であり、(3.7)式は凸二次計画問題と呼ばれる解きやすいカテゴリに属していることがわかる。また、この問題は分散投資の戦略立案などに適用される、Markowitzの平均・

² 通常、空調の設定温度は小さくとも 0.5°C 幅程度の離散値になるが、消費電力計測の積算時間は1時間程度であるため、これを時分割制御して連続化することも考えられる。

分散モデルと良く似た形式になっている。投資理論の場合には、複数の投資商品の収益率をベクトル化した確率変数に対して(3.7)式と類似した扱いをする。

投資戦略の立案では、収益率の期待値目標を達成しつつ、リスクとしての収益の分散値が小さくなる商品ポートフォリオを探索するが、(3.7)式の割当問題では、外気温予測の誤差と言う気象リスクの下に、削減目標を期待値としてみたしつつ、分散がなるべく小さくなるような削減量のエリア割当を求める。(3.7)式の目的関数は総削減量の分散であり、これがどの程度まで小さくできるかは行列の実際の値にかかるが、最適化の効果に関しては数値実験として後述する。

3.3.3 サイトごとの設定温度増分の決定

第二段階では、前項の問題の解として各エリアの削減目標量 R_i^{AC} ($i=1, \dots, n$) の値が与えられた後に、第 i エリア内の第 j サイト ($j=1, \dots, m(i)$) に対する具体的な空調設定温度の増分値を決定する。設定温度を増分 Δt_j で上昇させた時の、各サイトの空調消費電力量の削減量 s_j は次式で与えられる。

$$s_j = a_j \Delta t_j + b_j \delta T_i \quad (3.8)$$

上式の a_j, b_j は、第 j サイトの式(3.1)線型モデルの係数である(本節の定式化では、簡単のためエリアを示す添字を省略する)。

外気温予測の誤差の影響からも確率変数になり、次のような正規分布をする。

$$\left. \begin{aligned} s_j &\sim N(\bar{s}_j, \sigma_{sj}^2) \\ \bar{s}_j &= a_j \Delta t_j + b_j \mu_i \\ \sigma_{sj}^2 &= b_j^2 \sigma_i^2 \end{aligned} \right\} \quad (3.9)$$

あるエリアに対するDLCの計画立案では、その内部のすべてのサイトの削減量の総和が期待値として目標をみたしつつ、その分散を最小にするような Δt_j の組を求める。各サイトに対する外気温予測誤差の影響は完全に相関したものであるため、この分散値を目的関数とする最適化問題は次式のようになる。

$$\begin{aligned} \min : \sigma_i^2 \left(\sum_j b_j z_j \right)^2 &\Leftrightarrow \min : \sum_j b_j z_j \\ s.t. \\ R_i^{AC} &\geq \sum_j a_j \Delta t_j + b_j \mu_i \\ z_j &= \begin{cases} 1 & (\Delta t_j > 0) \\ 0 & (\Delta t_j = 0) \end{cases} \\ 0 \leq \Delta t_j &\leq \Delta t^{\max} (j=1, \dots, m(i)) \end{aligned} \quad (3.10)$$

但し、 R_i^{AC} : 第 i エリアの空調消費電力量の目標削減量 ($R_i^{AC} < 0$) [kWh], μ_i : 第 i エリア外気温予測誤差の平均, σ_i^2 : 第 i エリア外気温予測誤差の分散。

上式で、 z_j は各サイトをDLCの対象にするか否かを示す0/1変数であり、解が $\Delta t_j = 0$ になるサイトはDLCの対象として選択されないことを意味する。また、第 i エリアに対する σ_i^2 は定数であり、かつ $b_j > 0$ (夏期)であるから、結局(3.10)式の目的関数は $\sum_j b_j z_j$ で良いことになり、これは混合整数計画問題(MIP)である。この問題を、すべてのエリアについて解けば、具体的な Δt_j の組を決定することができる。

ここまで述べてきたことから、(3.4)式の混合整数二次計画問題の求解は、(3.7)式の凸二次計画と(3.10)式の目的関数を線型化した混合整数計画の二段階で解くことに、近似的に置き換えることができる。前段の凸二次計画は一意な大域解を高速に求めることが可能な形式であり、後段もエリアごとの小規模な問題に分割できることから、空調DLCの実施計画を高い効率で策定することが可能になる。(3.10)式の問題に対するさらに粗い近似として、設定温度増分と外気温の影響が等しいこと($a_j = -b_j$)を仮定すると³、実質的には、 b_j が小さな値を持つサイトから順に設定温度増分を上限に設定し、目標削減量の不等式制約を充たすところまでサイトを選択することで、容易に解くことができる。

³ この仮定は空調需要の線型近似式(3.1)において、消費電力量が設定温度と外気温の差に比例すると考えていることを意味するが、空調の定常運転状態においては熱力学的にも妥当であると考えられる。

3.4 DLCの効率的フロンティア

3.4.1 効率的フロンティア

投資理論の平均・分散モデルにおいて、商品ポートフォリオの期待収益率と、それに対応して実現可能な収益の最小分散値の関係をプロットした曲線は、効率的フロンティアと呼ばれる^[37]。一般に、ポートフォリオの構成を期待収益率が高いものにすると、分散値(投資リスク)の方も大きくなるような、トレード・オフの関係がある。目標収益率としてどの程度の値を設定するかは、投資家のリスク選好性などに依存するが、効率的フロンティアの情報が利用できると、投資家は定量的予測にもとづいて、自己の投資戦略を立案することが可能になる。DLCのポートフォリオ選択においても、同種の効率的フロンティアを考えることができる。具体的には、(3.7)式で与件としていた目標削減量を変化させ、それに伴って変動する削減量の最小分散値の関係が、DLCの効率的フロンティアに相当する。

このフロンティア線を描くために、(3.7)式の問題を一部書き換えて簡略化する。まず、削減量のエリア割当を示す変数を $\mathbf{y}' = (y'_1, \dots, y'_n)^T$ ($y'_i = A_i \Delta t^{\max} y_i / R^{AC} = A_i \Delta t_i / R^{AC}$) に変換する。この \mathbf{y}' は、目標削減量を各エリアに割り当てる比率をベクトル化したものである。次に目標削減量の不等式制約を等式化し、さらに外気温予測誤差の平均値を $\mu_i = 0 (i=1, \dots, n)$ とすると⁴、次式のような問題になる。

$$\begin{aligned} \min : & \left(\frac{R^{AC}}{\Delta t^{\max}} \right)^2 \cdot \mathbf{y}'^T \mathbf{Q}' \mathbf{y}' \\ \text{s.t.} & \\ & \sum_i y'_i = 1, \\ & 0 \leq y'_i \leq \frac{A_i \Delta t^{\max}}{R^{AC}}, \\ & \text{where} \\ & \mathbf{Q}' = \begin{pmatrix} C_{11} \sigma_{11} & \cdots & C_{1n} \sigma_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ C_{n1} \sigma_{n1} & \cdots & C_{nn} \sigma_{nn} \end{pmatrix}, \\ & C_{ij} = \frac{B_i B_j}{A_i A_j}. \end{aligned} \tag{3.11}$$

上式を解けば最適解としての \mathbf{y}'^* と、削減量の最小分散値がわかるので、目標削減量 R^{AC} を走査して(3.11)式の解を連続的に求めれば、DLCのフロンティア線を描くことができる。

⁴ この操作は、予測誤差の系統的なオフセットを打ち消すような補正をかけていることにあたる。

3.4.2 DLCの効率的フロンティアの試算

ここでは、(3.11)式の解をもとにして、DLCの効率的フロンティアを実際に求めてみる。外気温予測誤差の共分散としては、[表2]のような関東6都市の実測データを $\sigma_{ij}(1 \leq i, j \leq 6)$ として使用する。Table1の共分散値は、気象庁発表の気温観測データ^[38]と商用数値予報サービス^[39]の気温予報の誤差(一時間毎の一日前予測, 15日間)にもとづいて算出したものである。また、(3.11)式中の定数について、3.3.3節で述べた粗い近似解法と同様に、 $A_i = -B_i$ を仮定すると、 $C_{ij} = 1(1 \leq i, j \leq 6)$ になる。

[表2] 外気温予測誤差の分散共分散行列 (2012/07/01-15)

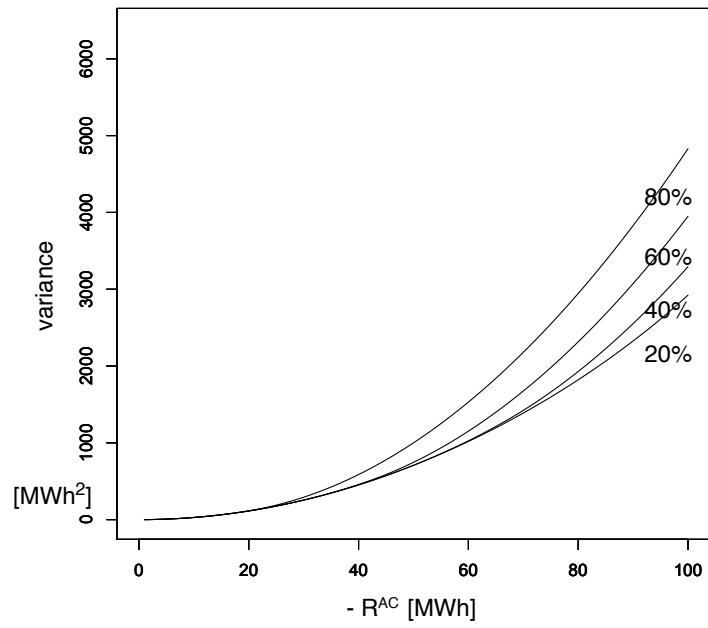
	1.	2.	3.	4.	5.	6.
1. 宇都宮市	2.354	1.253	1.226	0.973	0.792	0.743
2. 前橋市	1.253	1.958	1.173	0.963	0.786	0.886
3. さいたま市桜区	1.226	1.173	1.722	1.178	1.045	0.966
4. 千代田区	0.973	0.963	1.178	1.562	1.058	1.170
5. 千葉市中央区	0.792	0.786	1.045	1.058	1.678	1.129
6. 横浜市中区	0.743	0.886	0.966	1.170	1.129	1.520

DLCの効率的フロンティアを、上述の条件下で試算した結果を[図5]に示す。目標削減量を正値化した $-R^{AC}$ を横軸とし、縦軸は最小分散値で描いている。[図6]は効率的フロンティアの縦軸を標準偏差に換算したものである。これらの例では、 $\Delta t^{\max} = +2^{\circ}\text{C}$ とし、目標削減量を $0 \leq -R^{AC} \leq 100$ [MWh]の間で変化させている。各曲線の形状は、(3.11)式の不等式制約である各エリアへの割当比率の上限が、どのような値になっているかに大きく依存する。図では、宇都宮市への割当上限を、6都市合計の削減可能量の20,40,60,80%に変化させ、残りを他都市に均分した例を示す(100%を $-R^{AC} = 100$ に一致させている)。

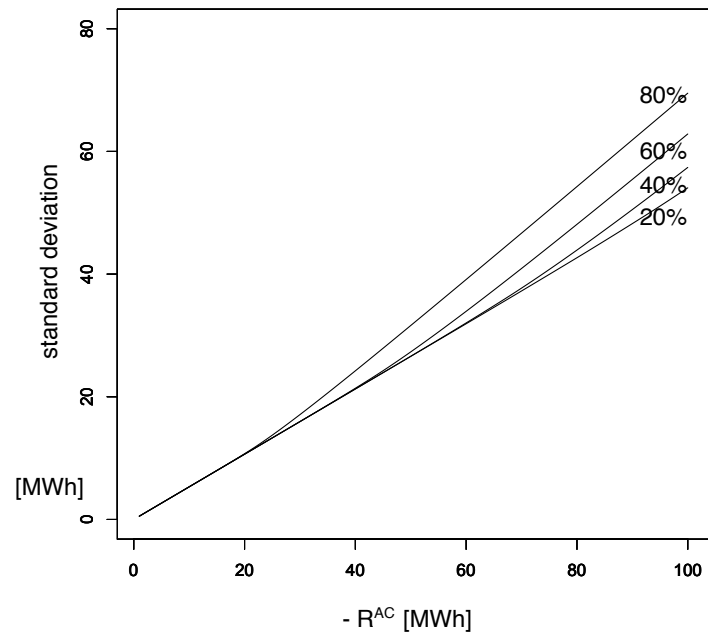
[図5]に描かれた四本の曲線は、それぞれ与えられた条件下で取り得る最小分散値をつないだものであり、投資理論でフロンティア線と呼ばれるものに相当する。この図から、目標削減量と最小分散値のトレード・オフ関係が見てとれる。図示したフロンティア線は、最適化の結果として計算可能であるが、一般に単純な解析的表現を持たない複雑なものである。このような事情は、[図6]の標準偏差プロットで見ると良くわかる。

[図6]左側の直線部分は、(3.11)式が内点解を持つ領域であり、最適解 \mathbf{y}^* は同一になる。この間目的関数の係数項以外も一定になるため、縦軸の標準偏差は、 $-R^{AC}$ のスケールでリニアに増大する。[図6]右側の曲線部分は、(3.11)式が端点解を持つ領域であり、不等式制約の上限の変化が曲線の上方への屈曲を形づくる。従って、解が内点解となるような条件の時に、最適化の効果がより大きくなることが期待できる。

DRAの管理者が、このような効率的フロンティアの情報を利用できれば、これまでは与件としていた削減目標量そのものの決定を、許容できる気象リスクを考慮しつつ行うことが可能になる。また、需要削減のインセンティブの価格構成やコストの情報と併せることによって、DRAの利益最大化をはかることもできる。



[図5] DLCの効率的フロンティア(分散)



[図6] DLCの効率的フロンティア(標準偏差)

3.5 数値実験

3.5.1 数値実験の設定

DLCポートフォリオ最適化の効果を見積もるため、前節の事例にもとづいた数値実験を行った。ポートフォリオ最適化の効果は、目標削減量や各サイトの削減可能量の詳細に依存するが、前節で議論したごとく、内点解の領域の方がより大きな効果が期待できるため、今回はこの領域の事例を想定する。具体的には、式(3.11)で $C_{ij} = 1 (1 \leq i, j \leq 6)$ と置き、さらに不等式制約の上限を外して常に内点解を持つような条件にした、次の二次計画問題を解く。

$$\begin{aligned} \min : & \mathbf{y}'^T \mathbf{Q}' \mathbf{y}' \\ s.t. & \\ \sum_i y'_i = 1, & y'_i \geq 0 \\ \text{where} & \\ \mathbf{Q}' = & \begin{pmatrix} \sigma_{11} & \cdots & \sigma_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{n1} & \cdots & \sigma_{nn} \end{pmatrix} \end{aligned} \tag{3.12}$$

分散共分散行列については[表2]の実測データを用いると、内点解として、

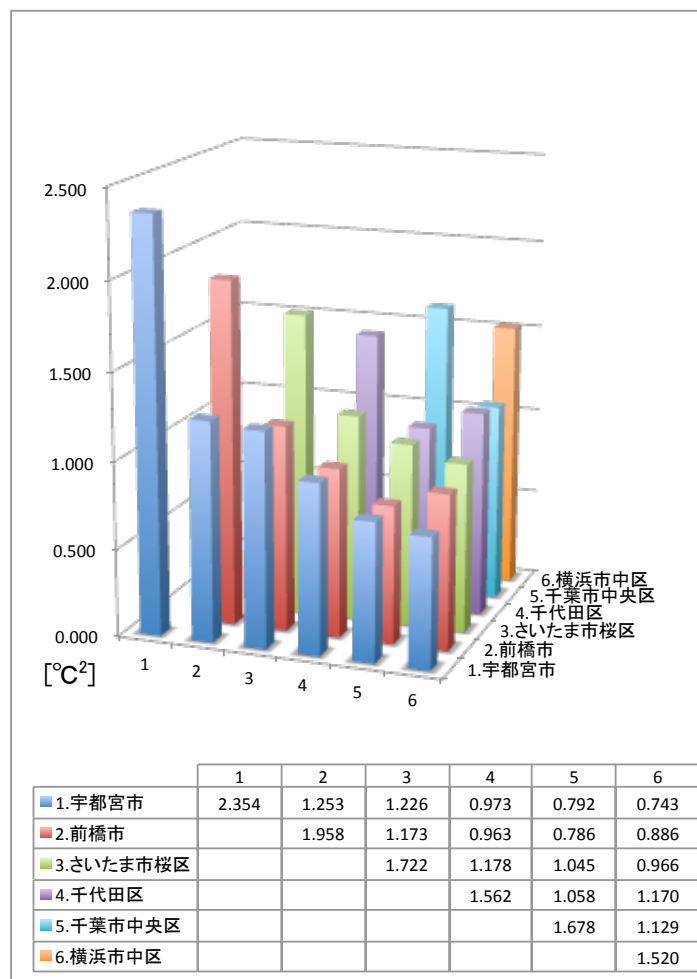
$$\mathbf{y}'^* = (0.142, 0.176, 0.062, 0.128, 0.226, 0.267) \tag{3.13}$$

が得られた。このベクトル値は、(3.12)式の問題における、6都市各エリアに対する削減量割当の最適比率を示している。現実的な場面では、DLCで削減可能な総量に対し、目標値が比較的小さなケースにおいて、内点解になりやすいと考えられる。

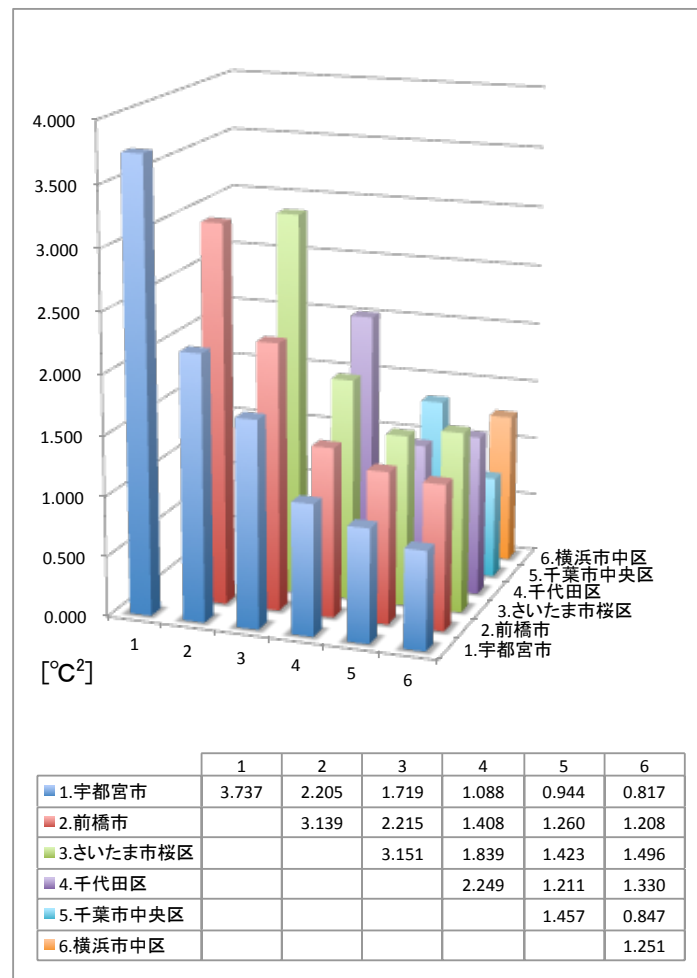
3.5.2 DLCポートフォリオ最適化の効果

ここでは、前項の結果をもとにして、DLCポートフォリオ最適化の効果を見積もってみる。但し、(3.13)式の解に対応する最小分散値そのものを用いたクローズドな評価では、予測誤差自体の時間的変化を見込んでいないため、リアルなものにならない。本論文のような確率的予測にもとづく最適化では、予測対象の分布状態がある程度安定していなければ効果が薄い。そこで、7月前半のデータに対して得られた(3.13)の解を、同じ地域の7月後半におけるDLC実施に適用した場合の需要削減の分散値を、評価指標に使用する。

[図7], [図8] に、関東6都市の2012年7月前半と後半における分散共分散行列の分布状態を示す。図の底面は6都市の組合せを表現しており、縦軸が共分散値である。これらを見ると、外気温予測の誤差には、地理的距離や地形によると思われる相関が存在することがわかる。また、7月後半の方が全体に値が大きくなっているものの、エリア間の相対的關係は、一定程度保存されることが見てとれる。



[図7] 外気温予測誤差の分散共分散行列
(2012/07/01-15)



[図8] 外気温予測誤差の分散共分散行列
(2012/07/16-31)

[図7]に示した7月前半のデータを用いて算出したポートフォリオ最適化の効果を，需要削減量の標準偏差(相対値)として [表3] に示す。ポートフォリオ最適化では，(3.12)式を外気温予測誤差の分散共分散行列を使用して解いた共分散型と，分散共分散行列の対角成分以外をすべて0に置き，分散のみを考慮した求解を行う分散型の二通りを試行した。

[表3] DLCポートフォリオ最適化の効果

ポートフォリオ選択方式	需要削減量の標準偏差 (相対値)	備考
ワースト選択	1.93	誤差分散が最大となる一都市(宇都宮市)を選択.
均分選択	1.26	各都市に1/6づつ均等に割当てる.
最適選択(分散型)	1.24	前期予測誤差の分散値のみを用いて最適化した選択比率を当期に適用.
最適選択(共分散型)	1.18	前期予測誤差の分散共分散行列を用いて最適化した選択比率を当期に適用.

[表3]に、各種のポートフォリオ選択方式における需要削減量の標準偏差を示す。比較対象には、目標削減量を誤差分散が最大の一都市(宇都宮市)のみに割当てるワースト選択と、各都市に同量を割当てる均分選択のケースをあげている。表から最適選択(共分散型)の効果を、ワースト選択、均分選択、最適選択(分散型)の三つを基準にして算出すると、それぞれ38.9%、6.35%、4.84%程度の改善率となった。均分選択と比較した効果はそう大きなものではないが、ワースト選択からの効果はかなり顕著である。ワースト選択は非常に人工的な比較例ではあるが、予測誤差の観点からのポートフォリオ選択を実施しないことの危険性をよく示している。

また、最適選択(分散型)と最適選択(共分散型)の比較でもある程度の改善が見られる。共分散型の最適解は、既出の(3.13)であるが、分散型の最適解は次式:

$$y'^* = (0.125, 0.150, 0.170, 0.188, 0.175, 0.193) \quad (3.14)$$

であり、共分散型の解とはかなり異なっている。例えば分散型の解において、誤差分散が最大である「宇都宮市」への割当比率が最小になるのは自然に思えるが、共分散型において割当比率が最小になるのは「さいたま市桜区」であり、「宇都宮市」は下から三番目である。これは単純に誤差分散だけに着目しては分からない結果であり、ポートフォリオ最適化において共分散まで考慮する意味があることを示している。現実的には各エリアごとの削減可能量に上限が存在するため、目標削減量との組み合わせによっては均分選択を実施できないケースもあり得る。この場合は提案手法のように、上限から来る不等式制約を含むかたちの二次計画として最適選択を実施することがいずれにせよ必要になる。尚、この数値実験では関東6都市だけのデータを使用した最適化を試行しているが、(3.7)式のような凸二次計画問題の計算量は $O(n^3)$ であることが知られているため¹⁴⁰⁾、関東の全区市町村規模(数百程度)のデータであっても求解に問題はないものと考えられる。但し、外気温予測誤差の分布と言う観点からは、地理的にあまり細分化しても実質的な意味はないかもしれない。

最後に、本論文で提案したポートフォリオ最適化のモデルが、不確実性の起源として明示的に扱っているのは、外気温予報の誤差に限られる。実際の問題では、モデル化誤差や各サイトの目標達成に対する信頼性等、さまざまな不確実性が存在する。しかしながら、これらの多くは偶然誤差であり、互いに打ち消し合うことによって、マクロ的な影響は小さくなることが期待できる。これに対して、気温の予報誤差は予報エリア内の系統誤差として作用し、同一エリア内では全く打ち消されることがない。従って、気温の予報誤差の影響を、エリア間の誤差の共分散関係を利用して低減する手法は、大規模なDLCによる電力需要削減の信頼性を上げるために有効であると考えられる。

3.5.3 DRAの財務分析指標によるポートフォリオ最適化の評価

前項までは、オフィスビルを対象にしたDLCの対象として空調機器のみを考えて来たが、実際のプログラムにおいては他の機器、特に照明機器が対象とされることが多い。照明機器の間引き点灯や照度低下による節電は、事前に各オフィスビルの照明設備の調査や、節電方式についての合意があれば、ほぼ想定した通りの需要量が削減可能である。従って、DLCのプログラムにおいては、照明機器は投資理論で言うところの、無リスク資産にあたると考えられる。この項では、空調機器と照明機器を対象にしたDLCプログラムの総体において、前項で示した標準偏差の変化が、具体的にどのような意味を持つのかを考察する。

ここでは次のような電力取引上の意思決定を行うDRAを想定する。このDRAはDLCの対象として、多数の広域的に分散したオフィスビルと契約しており、その節電資産は、照明機器と空調機器によって構成されている。照明機器は無リスクの節電資産でありその需要削減の目標総量を $R^L (\geq 0)$ 、空調の需要削減の目標総量を $R^A (\geq 0)$ とする。照明機器は無リスクの節電資産であるから、その目標は意図通り達成できるため、目標と実績の誤差は0と考えて良いが、空調機器の方はリスク資産であるため、誤差分布として平均: 0, 標準偏差: σ^A の正規分布を仮定する。このとき、照明と空調をあわせた電力消費の削減量は、 $N(R^L + R^A, (\sigma^A)^2)$ の正規分布に従うことになる。

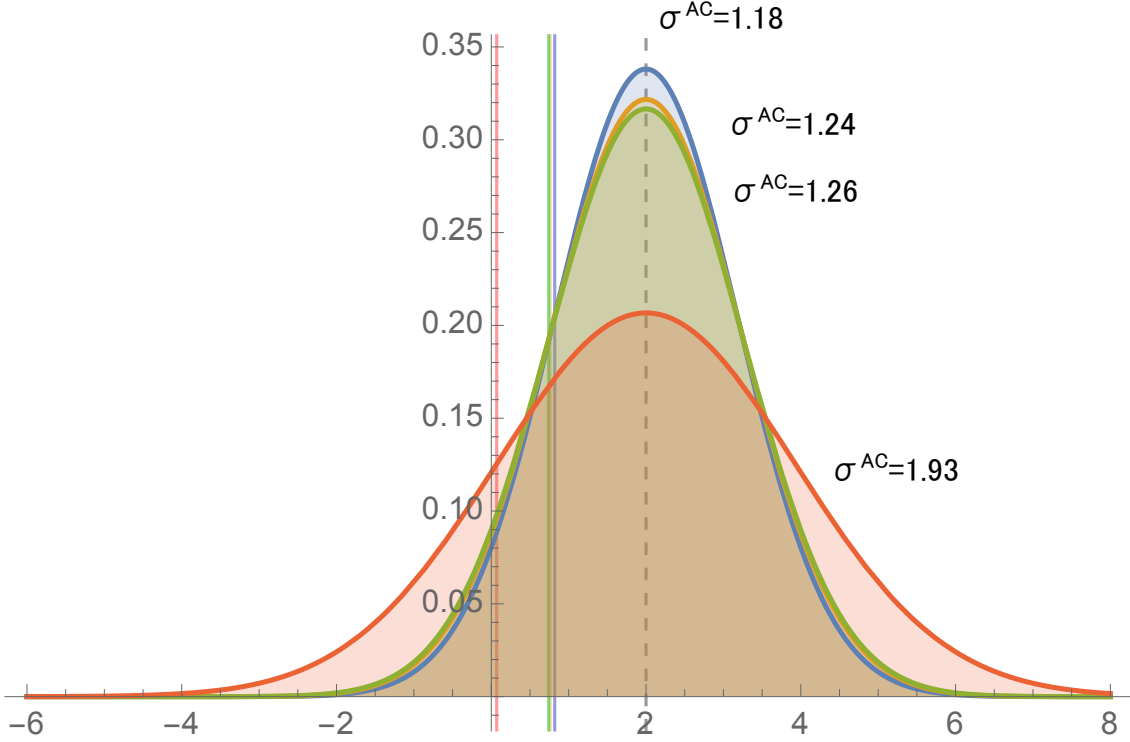
上記のような節電資産を保有しているDRAの管理者は、電力会社に行う需要削減の宣言量として、削減量の期待値から 1σ を引いた値: $R^L + R^A - \sigma^A$ を選ぶとする。これは、正規分布の仮定から、目標達成率として84%程度が期待できることを意味する。北米等で実際に行われているDRプログラムでは、宣言した削減目標が達成できない場合に、卸売電力価格等をもとにした高額なペナルティが課せられるので、管理者は一定の達成確率を確保する必要がある。上の宣言量はこのような状況を勘案したものである。また、ここで想定するDRプログラムの需要削減一単位の価格を P_a 、需要家に一単位の削減の代償として支払うインセンティブを P_b とする。電力会社の料金支払い基準は、宣言された削減目標が達成された場合には、 P_a に宣言量を乗じた金額を支払い、達成されない場合は逆に同額をペナルティとして徴収するものとする。

このとき、DRAが電力会社から獲得する料金総額の期待値: F_{tot} と、需要家に支払うインセンティブ総額の期待値: I_{tot} は、次式で与えられる(目標達成確率を0.84, 未達成確率を0.16とした)。

$$\left. \begin{aligned} F_{tot} &= 0.68 P_a (R^L + R^A - \sigma^A) \\ I_{tot} &= P_b (R^L + R^A) \end{aligned} \right\} \quad (3.15)$$

一方、資源エネルギー庁の推計によると、夏期のオフィスビルの電力需要の内訳は、空調が48%、照明が24%等とされている^[41]。ここで、空調の設定温度の標準を26℃、外気温の平均を30℃、節電のための空調の設定温度増分を1℃と仮定する。空調の消費電力はほぼ外気温と設定温度の差に比例すると考えれば、このときの節電量の期待値は全体の12%程度になる。また、照明の方は間引き点灯や減光により半分程度に削減できると仮定すると、これも全体の12%程度の削減量になる。従って、DRAがDLCの手段として50%の照明削減と空調設定温度の1℃上昇を、各需要家に対して実施すると仮定すれば、 $R^L = R^A = 1$ と置くことができ、照明と空調をあわせた電力需要

の削減量は、 $N(2, (\sigma^{AC})^2)$ の正規分布をする([図9]参照)。また、[表3]の標準偏差の値は、(3.12)式などで空調消費電力の削減総量の期待値を1.0とした場合の相対値であるため、これらを該当するポートフォリオ選択方式の σ^{AC} 値として使用することが可能である。



[図9] DLCによる電力需要削減量の確率分布

ここではまず、DRAの売上げの変化を試算してみる。(3.15)式で $R^{IL} = R^{AC} = 1$ とすると、DRAの売上げの期待値は次式のようにになる。

$$F_{tot} = 0.68P_a(2 - \sigma^{AC}) \quad (3.16)$$

[表3]にあげたポートフォリオ選択方式のうち、もっとも自然と思われる均分選択方式の売上げ期待値を100とした時のDRAの売上げを[表3]の σ^{AC} 値を使用して見積もると、ワースト選択方式、最適選択(分散型)、最適選択(共分散型)の順に、それぞれ 9.45, 102, 111 となる。ワースト選択方式は極端な例ではあるものの、売上げがほぼ1/10に減ってしまう。これに対し、最適選択(共分散型)では均分選択方式より売上げが10%以上増加することことがわかる。

次に、損益分岐分析の観点からポートフォリオ最適化の効果を評価する。DRAがDLCを実施することによって利益をあげるための条件は、 $F_{tot} \geq I_{tot}$ であるから、ここで等号が成り立つときの売買価格の比率を(3.15)式から求めると、次のようになる。

$$\frac{P_a}{P_b} = \frac{R^{IL} + R^{AC}}{0.68(R^{IL} + R^{AC} - \sigma^{AC})} \quad (3.17)$$

ここでも $R^L = R^{AC} = 1$ とすると、前式は次のように簡略化される。

$$\frac{P_a}{P_b} = \frac{2}{0.68(2 - \sigma^{AC})} \quad (3.18)$$

損益分岐価格比の具体的な値について、[表3]のポートフォリオ選択方式ごとに算出した σ^{AC} 値から求めた結果を下表に示す。

[表4] ポートフォリオ選択方式ごとの損益分岐価格比

ポートフォリオ選択方式	損益分岐価格比	備考
ワースト選択	42.0	誤差分散が最大となる一都市(宇都宮市)を選択。
均分選択	3.97	各都市に1/6ずつ均等に割当てる。
最適選択(分散型)	3.87	前期予測誤差の分散値のみを用いて最適化した選択比率を当期に適用。
最適選択(共分散型)	3.59	前期予測誤差の分散共分散行列を用いて最適化した選択比率を当期に適用。

電力会社が支払う需要削減の単価は、DRの前日市場等で決まる全プログラム参加者に共通なものであると考え、損益分岐価格比が大きいと言うことは、需要家に支払うインセンティブの単価が低くなることを意味する。上表からわかるように、ポートフォリオ選択方式によって損益分岐価格比は最大で10倍程度も異なっている。ここで設定したDRプログラムの事例は比較のために大幅に簡略化したものである。実際のDRプログラムでは、インセンティブに固定部分と従量部分があったり、目標未達時のペナルティも不足量に比例して徴収されるケースが多い。しかし、ポートフォリオの選択方式によって、これほど価格比が変動することは、DLCの計画において気象リスクを考慮することが非常に重要であり、これを考慮したポートフォリオ最適化は、DRAの収益性や、契約需要家を募集・維持する際の競争力向上のために大きな役割を果たすことが予想される。

尚、本節で行ったポートフォリオ最適化の評価例は、オフィスビルにおけるDLCと言うDRのなかでも限定された一つのケースである。また、夏期のオフィスビルで一般的に実施可能なDLCとして照明と空調設備のみをその対象に限定しているが、オフィスビル以外を含む実際のケースでは、他の手段による節電の努力が図られることも考えられる。このような節電の努力はその信頼性に応じて、やはりリスクの大きさを統計的に評価することによって、提案手法の最適化問題の一要素に含めることが可能であると考え。

3.6 本章のまとめ

本章では、スマートグリッドのオペレーショナルリスクの一つである需給バランスリスクの問題として、オフィスビル等の空調設備を対象にしたDLC実施計画の策定について述べ、策定手段として、ポートフォリオ最適化手法の一種を提案した。このような最適化問題は、例えばDRアグリゲータがDLCを実施する需要家の構成や制御条件を、気象リスク下で決定する際に発生するものである。提案した手法では、需要家数に対するスケーラビリティの低い直接的解法を、二段階の近似解法に置き換えることで、計算効率を改善している。

また、DLCの目標削減量と最小分散値の二項関係において、現代投資理論の効率的フロンティアと類似したふるまいが存在することを示し、その生成メカニズムに関して分析を加えた。DLCポートフォリオの最適化については、実際の外気温予測誤差データを用いた数値実験を行い、電力需要削減の確実性や、DRAの収益性・競争力の観点において一定の効果があることを確認した。

DRA事業が電力の需給バランス安定化に対して果たすべき大きな役割は、気象リスクに代表されるDRプログラム周辺の不確実性を、集計的かつ計画的に抑制することである。このような調整能力は、個別の需要家では原理的に持ち得ないものであり、DRAの事業性にも直結するため、ビジネス上の一つの核になり得るものである。また、本論文で提案したポートフォリオ最適化の枠組みは、気象リスク以外にも様々な相関のあるリスクの総体を最適化することが可能であるため、より効率的でサステナブルな社会を構築するための一助になるものと考えられる。

4. 柱上トランスの接続相判定問題

本章では、スマートグリッドのオペレーショナルリスクの一つである電圧変動リスクに着いて述べ、このリスクを精密に管理するためには、配電系の柱上トランスの接続相を正しく知ることが必要であることを指摘する。また、需要家の電力消費に起因する配電系高圧側の線電流と、 Δ 結線されたトランスの各相を流れる相電流の関係式を求め、これらの相関関係を分析することによって、トランス接続相を判定する方式の可能性について検討を加える。

4.1 背景

電力市場の自由化をはじめとする電力事業の規制改革や、再生可能電力普及の流れの中において、電力の伝達手段である送配電系統に求められる機能が、昨今大きく変わって来ている。このうち配電系においては、今後多数の導入が予想される太陽光発電(PV)などの分散型電源への対処が大きな課題である。その一例として序論で述べたごとく、配電系の供給電圧が一定の範囲内(規定上は $101\pm6V$, $202\pm20V$ 等)から逸脱するような、電圧変動リスクの問題がある。

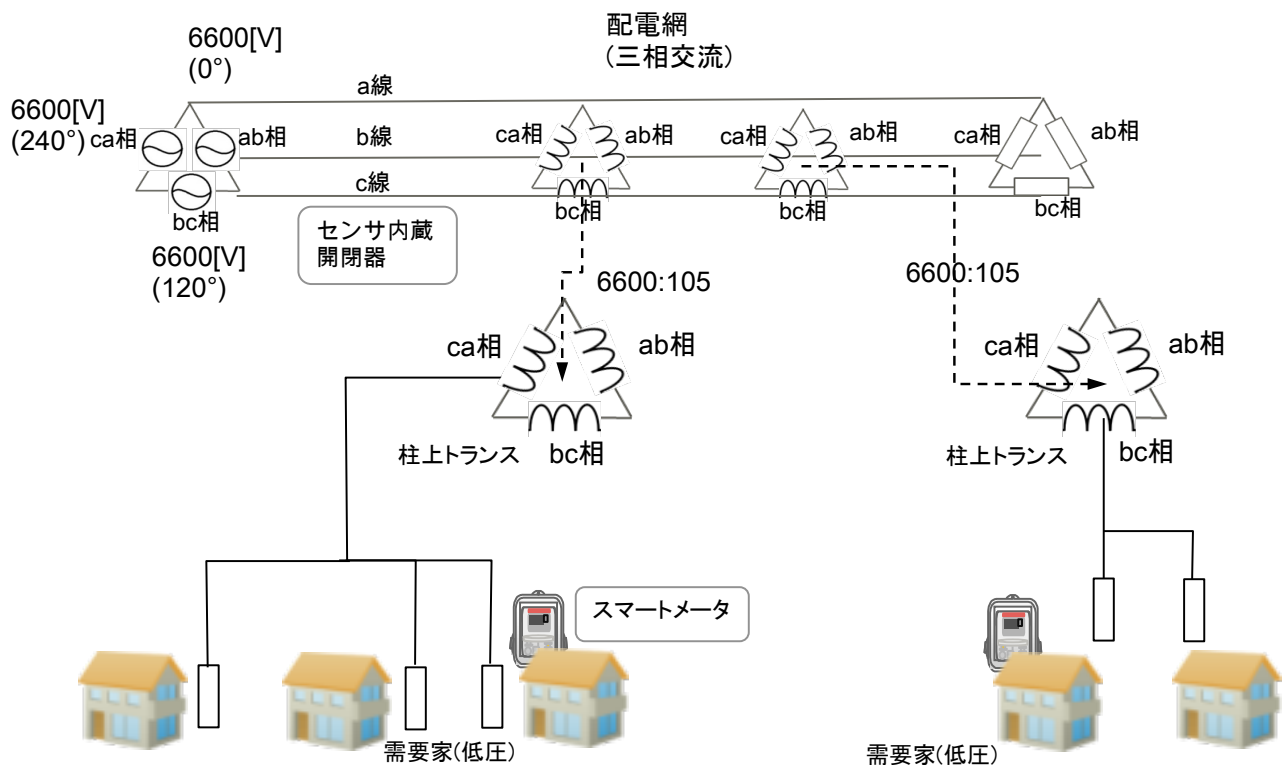
従来の配電系の電圧変動リスクにおける主な課題は、過負荷に伴う電圧降下であったが、分散型電源の系統連携においては、売電のための逆潮流が発生するため、その際の電圧上昇も大きな問題となる。現状の配電系でも電圧降下の防止については、これを前提にした設計・運用が成されているが、電圧上昇の問題に関しては、ほとんど想定されていなかったため、新しいタイプの電圧変動リスクとなって来ている。この種の逆潮流に起因する電圧変動リスクへの対処としては、柱上トランスの増設、タップ変更による変圧比の微調整、パワーエレクトロニクス上の各種受動・能動機器を利用する新しい電圧管理など、様々な方式の検討が各所で開始されている。

このような電圧変動リスク対策を実際の配電網に対して定量的に検討するためには、潮流計算技術にもとづく配電系のシミュレーションを行うことが有効である^{[16][20][21]}。しかしながら、ここで柱上トランスの接続相の問題が浮上する。これは、三相3線式の配電系統において、需要家との接点にある柱上トランスが、三種類ある配電線の組み合わせ(相)のうち、どの相で高圧側と接続されているか分からないと言う問題である。トランスの接続相に関しては、三相交流を平衡に保つため、需要家達の負荷をできるだけバランスさせるような選択が成されているが、各需要家の具体的な接続相がいずれであるかについての記録・管理がなされていないケースも多い。このため、電圧変動リスクへの対策を検討するに際しても、まず接続相の現状調査から考える必要がある。

柱上トランスは、需要家10-20軒に対して一つが設置されており、配電系全体で考えるとその数は膨大である⁵。また、接続相の調査は今のところ人手に頼るしか方法がなく、大きなコストと時間を費やすことになってしまう。そこで我々は、配電系高圧側に設置されるセンサ内蔵開閉器のセンサ情報と、需要家側に導入されるスマートメータの電力情報のみを利用する情報処理によって、トランスの接続相を自動判定する試みに着手した。

⁵ 東京電力の管内では約243万個の配電用変圧器が使用されている(平成24年3月時点)。全国規模ではこの三倍程度あると考えられる。

4.2 トランス接続相判定問題の定義



[図10] 配電網とトランス接続相

上図に、現在の典型的な配電網の事例を示す。配電系統は三相3線式であり、柱上トランスの接続相には三つの可能性がある。本論文では、高圧側(6.6kV)の配電線をa線, b線, c線と呼び、トランス接続相については、使用可能性のある配電線の組合せに対応してab相, bc相, ca相とする⁶。実際の配電系では、柱上トランスが使用する接続相は通常一つに限られ、この相を各トランス毎に変化させることによって、三相の負荷をバランスさせるような運用が行われている。

配電系の高圧側には、センサ内蔵開閉器がいくつか設置されており、三種類の線電流と線間電圧の測定値を取得することができる。需要家は柱上トランスの二次側に接続されており、契約電圧(ex. 100V)の供給を受ける。需要家の一部には、スマートメータが導入されており、その消費電力が継続的に測定されている。各需要家と柱上トランスの接続関係の情報は電力会社によって管理されているが、トランスが使用している接続相の情報までは、記録・管理されていないケースもある。

⁶ 接続相に複数の可能性があることを表現したため、図では柱上トランスが三相のように見えるが、実際の柱上トランスの多くは単相のものである。



[図11] 柱上トランスと接続相

上図に、実際の配電線と柱上トランスの配線事例を示す。図では、上方にある三相3線式の高圧線(6600V)のうちのa線とb線が、高圧引下げ線によって柱上トランスと結線されており、このトランスの接続相はab相であることがわかる。トランスの一次側に入力された電力は、低圧(100/200V)に変圧されて二次側から出力され、低圧引上げ線、低圧線を通して需要家に供給される。尚、図は視認でも接続相がわかりやすい事例であるが、一般には複数のトランスが使用されていたり、高圧側の線路に複雑な分岐や捻り⁷が入っていたりするため視認だけで判断することは難しく、2.2節で述べたような技術による測定が必要とされる。

⁷ 捻架(ねんか/ねんが)と呼ばれる。送配電線路において三相交流の各相のインダクタンスやキャパシタンスの不均衡を低減するため、配線同士や大地との空間的対称性を高めることを目的として、線路に捻りを加えること。これにより送配電による電力損失を減少させることができる。

前述したように、トランス接続相の情報は、配電系の電圧管理のために重要な意味を持っているが、その調査には大きなコストと時間がかかる。そこで、トランスの接続相をセンサ内蔵開閉器とスマートメータの測定情報などから判定する技術が強く求められている。以下では、この「トランス接続相判定問題」の具体的な条件について述べる。

トランス相の判定に利用できる情報を整理すると、以下のようになる。

(1) センサ内蔵開閉器の測定値

- ・ 配電系高圧側の線電流(a, b, c線)
- ・ 配電系高圧側の線間電圧(a-b, b-c, c-a線間)

(2) スマートメータの測定値

- ・ 需要家の消費電力量(現状では一部需要家のみ)

(3) 需要家の管理情報

- ・ 各需要家と柱上トランスの接続関係(トランス接続相は不明)

(1)のセンサ内蔵開閉器は、現在配電系への導入が進んでいるが、一つのフィーダ⁸に対して、1-数個程度の設置が現実的なようである。(2)のスマートメータの普及率は、2014年2月現在で7%程度であるが、今後急速に設置が進むと考えられている。メータで計測される電力量のサンプリング間隔は機種によって変わるが、30分単位が典型的である。(3)については、接続関係の情報以外に、トランス相の利用形態の情報も場合によっては利用可能になる。例えば、電灯線の接続相はトランスあたり通常一つに限られること等である。利用可能な情報に関するこのような条件下で、各需要家、あるいは各トランスが使用している接続相を判定することが、我々が取り組む「トランス接続相判定問題」である。

配電系の電気的情報から、トランス相のような回路の接続関係を決めようとする場合、一般的には、回路理論的な計算をベースとすることが自然である。しかしながら今の条件では、決定論的な回路計算を行うための情報が全く不足しているため、これは困難である。そこで次善の策としては、回路上で計測可能な情報の統計的な相関情報などを利用することが考えられる。

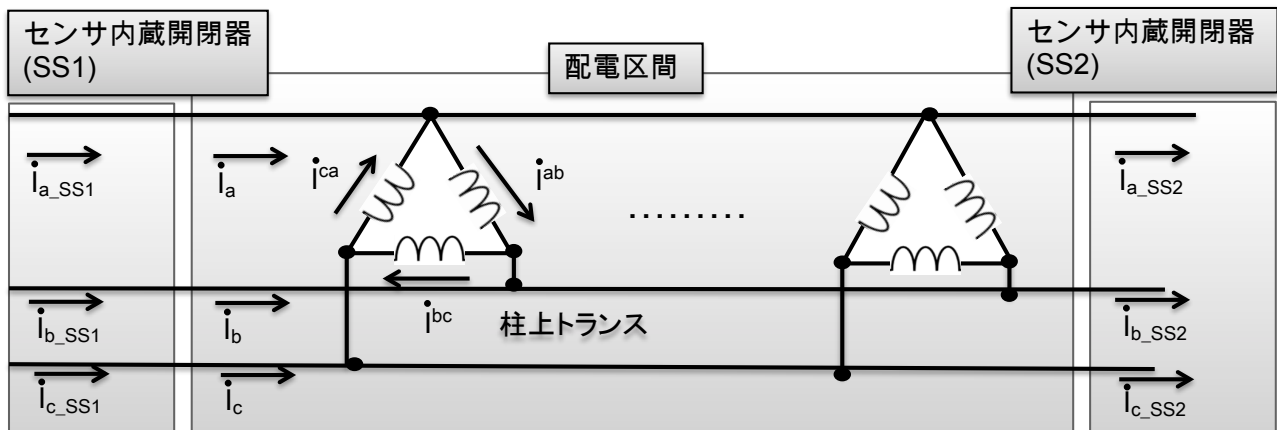
配電系の高圧側と低圧側(需要家側)で利用可能な情報の組み合わせから考えて、相関分析的な手法を実施するのに最適な情報は、電力である。電力ならば、直接的な測定値が高低圧の両側で取得可能であるのがその理由である。もし電力が、高圧側の各配電線別に計算可能であり、かつ電力の供給経路となる配電線が、需要家のトランス接続相に対して一意に決まるならば、配電線別の電力と需要家消費電力の時系列データに対する相関分析を実施することによって、接続相の判定を行うことができる。

ところが実際の三相交流回路に関する初期的な調査を行ったところ、[図10]のような配電系統⁹に対して、上の方針にもとづく判定が原理的に困難であることが判明した(理由は後述)。そこで我々は、電力ではなく電流情報を用いた相関分析による判定方式を考えた。

⁸配電用変電所から放射状に広がる配電系統の一部。都市部では通常1000軒程度の需要家が含まれる。

⁹具体的には、三相3線式で各柱上トランスが三相のうちの何れか一つに接続されているような配電系統。

4.3 電流情報による接続相の判定



[図12] 三相3線式配電系統

上図のような配電系を考える。三相3線式の回路であり、柱上トランスは仮想的に Δ 結線された三相トランスであるとしている。実際の柱上トランスの多くでは単相3線式のものが用いられ、利用される相も通常一つだけであるが、ここでは接続相に複数の可能性があることを扱うために、配電系を仮想的な回路構成で表現している。需要家はトランスの二次側に接続されており、電力が消費されると一次側にも相電流が流れる。高圧側の配電線は三本あり、それぞれに流れる電流は、センサ内蔵開閉器で測定することが可能になっている。

図示した一つの配電区間に流入する正味の(複素)¹⁰線電流: \dot{I}_x を式(4.1)前半のように定義する。このとき、各線電流と相電流: \dot{I}_i^y の関係は、キルヒホッフの法則から(4.1)式後半のように表現される。

¹⁰ 本論文で変数の文字上に '・' がついたものは複素数であることを示す。

$$\begin{cases} \dot{I}_a = \dot{I}_{a_SS1} - \dot{I}_{a_SS2} \\ \dot{I}_b = \dot{I}_{b_SS1} - \dot{I}_{b_SS2} \\ \dot{I}_c = \dot{I}_{c_SS1} - \dot{I}_{c_SS2} \end{cases}$$

$$\begin{cases} \dot{I}_a = \dot{I}^{ab} - \dot{I}^{ca} = \sum_i \dot{I}_i^{ab} - \sum_k \dot{I}_k^{ca} \\ \dot{I}_b = \dot{I}^{bc} - \dot{I}^{ab} = \sum_j \dot{I}_j^{bc} - \sum_i \dot{I}_i^{ab} \\ \dot{I}_c = \dot{I}^{ca} - \dot{I}^{bc} = \sum_k \dot{I}_k^{ca} - \sum_j \dot{I}_j^{bc} \end{cases} \quad (4.1)$$

$$(1 \leq i \leq n_{ab}, 1 \leq j \leq n_{bc}, 1 \leq k \leq n_{ca})$$

$\dot{I}_x, x \in \{a, b, c\}$: x 線の(複素)電流

$\dot{I}_{x_SS1}, \dot{I}_{x_SS2}$: x 線両端のセンサ内蔵開閉器の計測電流

$\dot{I}^y, y \in \{ab, bc, ca\}$: 柱上トランスの y 相電流

$\dot{I}_i^y, y \in \{ab, bc, ca\}$: 第 i 需要家の消費に起因する y 相電流

n_y : y 相に接続されている需要家数

上式からわかるように、この回路ではトランスの相電流と配電線の線電流が1対2で関係しており、需要家の電力消費の影響は、配電線三本のうちの二本に及ぶことになる。需要家がどのトランス相に接続されている場合でも、二本のうち一本は重複することになるので、電力情報は高压側と低压側(需要家側)で独立しておらず、相関分析による接続相判定には適していない。

これに対して電流の方は、相電流と線電流が独立になる組み合わせが存在する。例えば(4.1)式から、 ab 相に接続されたある需要家の消費に起因する相電流: \dot{I}_i^{ab} は、線電流: \dot{I}_c と無関係であることが分かる。他の接続相についても同様の組み合わせが存在する。従って、このような相関性の差異を統計的分析によって推定できれば、接続相の判定が可能である。そこで以降では、電流情報を用いる相関分析について検討を加える。

配電系高压側は三相3線式で構成されており、各相電流の間には $2\pi/3$ の位相差があるので、(4.1)式の後段を、振幅と位相に分解した相電流を用いて表現すると、次のようになる^{[42][43]}。

$$\begin{aligned}
\dot{I}_a &= \sum_i I_i^{ab} - e^{j\frac{2}{3}\pi} \sum_k I_k^{ca} \\
\dot{I}_b &= e^{-j\frac{2}{3}\pi} \sum_j I_j^{bc} - \sum_i I_i^{ab} \\
\dot{I}_c &= e^{j\frac{2}{3}\pi} \sum_k I_k^{ca} - e^{-j\frac{2}{3}\pi} \sum_j I_j^{bc} \\
I_x &= |\dot{I}_x|, x \in \{a, b, c\} \\
I_i^y &= |\dot{I}_i^y|, y \in \{ab, bc, ca\}
\end{aligned} \tag{4.2}$$

また、相電流の振幅は、同相であれば実数値として加算して良いので、以下のようにまとめることができる。

$$I^y = \left| \sum_i \dot{I}_i^y \right| = \sum_i |\dot{I}_i^y| = \sum_i I_i^y \tag{4.3}$$

(4.2), (4.3)式を用いて、a線の線電流の振幅を相電流で表現すると、次のようになる。

$$I_a = |\dot{I}_a| = \left| \sum_i \dot{I}_i^{ab} - e^{j\frac{2}{3}\pi} \sum_k \dot{I}_k^{ca} \right| \tag{4.4}$$

ここで、配電系が対称三相交流であることを仮定¹¹すると、a線電流の振幅は次式のような¹²。

$$\begin{aligned}
I_a &= \sqrt{\left(I^{ab}\right)^2 + \left(I^{ca}\right)^2 - 2I^{ab}I^{ca}\cos\frac{2\pi}{3}} \\
&= \sqrt{\left(I^{ab}\right)^2 + \left(I^{ca}\right)^2 + I^{ab}I^{ca}}
\end{aligned} \tag{4.5}$$

上をTaylor展開して一次近似することにより、a線の線電流の微小変化とab,ca相電流の微小変化の関係を、以下のように表現することができる。

$$dI_a \sim \frac{2I^{ab} + I^{ca}}{2\sqrt{\left(I^{ab}\right)^2 + \left(I^{ca}\right)^2 + I^{ab}I^{ca}}} dI^{ab} + \frac{2I^{ca} + I^{ab}}{2\sqrt{\left(I^{ab}\right)^2 + \left(I^{ca}\right)^2 + I^{ab}I^{ca}}} dI^{ca} \tag{4.6}$$

¹¹ 対称三相交流とは、三相の起電力、周波数が等しく位相差が全て $2\pi/3$ の関係にあるもの。

¹² (4.4)式のベクトル図と余弦定理からわかる。

さらに、各相に接続されている負荷インピーダンスが等しい平衡負荷であることを仮定すると、 $I^{ab} = I^{ca}$ であるから、平衡状態からの微小変化に関する以下の近似式が得られる。

$$dI_a \sim \frac{\sqrt{3}}{2} dI^{ab} + \frac{\sqrt{3}}{2} dI^{ca} \quad (4.7)$$

他の線電流についても同様な近似が可能であるから、結局次の三つの近似式で線電流の微小変化を見積ることができる。

$$\left\{ \begin{array}{l} dI_a \sim \frac{\sqrt{3}}{2} (dI^{ab} + dI^{ca}) \\ dI_b \sim \frac{\sqrt{3}}{2} (dI^{bc} + dI^{ab}) \\ dI_c \sim \frac{\sqrt{3}}{2} (dI^{ca} + dI^{bc}) \end{array} \right. \quad (4.8)$$

上式から、需要家の消費に起因する相電流と線電流の微小変化の間には近似的な線型関係があることがわかる。線型関係にある変数間には相関係数を計算すること等による相関分析が有効である。しかし、センサ内蔵開閉器で測定される線電流は、接続相の判定対象にするトランス下の需要家以外のものが含まれているため、(4.8)式のような線型関係は大量のノイズに埋もれた状態になっており、相関性の差異から接続相を判定することは容易ではないことが予想される。

4.4 本章のまとめ

本章では、配電系供給電圧の変動リスクと、柱上トランスの接続相判定問題の関連とその詳細をのべ、この問題が配電系の交流回路を確定する課題として、高度な配電網管理の入口にある重要な課題であることを示唆した。また、需要家の電力消費に起因する配電系高圧側の線電流と、 Δ 結線されたトランスの各相を流れる相電流の関係式を求め、それらが近似的な線型関係にあることを示した。しかしながら、このような線型関係を直接検出することによってトランス接続相を判定するためには、スマートメータやセンサ内蔵開閉器から得られる情報だけでは不十分であり、観測不可能なノイズ成分が判定を阻害するであろうことを予想した。

5. 相関係数による接続相判定方式

本章では、スマートメータで取得する消費電力データと、配電系高圧側で計測される電流データの相関係数を比較することによって柱上トランスの接続相を自動判定する方式を提案し、単純なハイパスフィルタを前処理に適用したシミュレーションによって、手法の有効性を検討する。

5.1 電流値時系列の相関係数

相関分析を電流情報に適用するため、線電流値と相電流値の時系列を次式で定義する。時系列データには測定値の $I'_x(t), I_d^y(t)$ を、それらの時間平均からの変動に換算して使用する。

$$\begin{aligned} I_x(t) &= I'_x(t) - \mu(I'_x(t)), x \in \{a, b, c\} \\ I_d^y(t) &= I_d^y(t) - \mu(I_d^y(t)), y \in \{ab, bc, ca\} \end{aligned} \quad (5.1)$$

但し、 $\mu(\cdot)$ は時間平均を示す。

尚、[図12]のような各配電区間に正味に流れる線電流の値 $I'_x(t)$ をセンサ内蔵開閉器の測定値から求めるには、線電流の振幅は同相であれば実数として扱えるので、次式のように上流の測定値から下流の測定値を減算すれば良い。

$$I'_x(t) = I'_{SLGS1_x}(t) - I'_{SLGS2_x}, x \in \{a, b, c\} \quad (5.2)$$

また、(5.1)式で、トランスのy相に接続されたある需要家dの電力消費に起因する相電流: $I_d^y(t)$ は、次式を用いて、スマートメータで計測された消費電力から算出することができる¹³。この時の電圧値は契約電圧を用いた定数として扱う。算出した電流値は、スマートメータのサンプリング間隔における平均電流程度の意味しか持たないが、線電流データの方にも等価な加工を施しておけば、統計的分析を実施する上での問題はない。また、データの用途が相関分析に限定されるならば、需要家側の電力値をそのまま使用しても良い。

$$I_d^y(t) = \frac{\sqrt{2}}{k} \cdot \frac{P_d'(t)}{V_d} \quad (5.3)$$

但し、 $P_d'(t)$: 需要家dの消費電力の時系列、

V_d : 需要家dの契約電圧(実効値)、

k : トランス変圧比。

¹³ スマートメータで計測される需要家の消費電力と契約電圧(実効値)から計算される電流は実効値になるので、振幅(最大値)を求めるために $\sqrt{2}$ 倍している。

以上に述べたことから、各線電流と相電流値時系列の共分散: σ_{xd}^y と相関係数: ρ_{xd}^y を、以下のよう
に定義することができる。

$$\begin{aligned}\sigma_{xd}^y &= \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T I_x(t) I_d^y(t) \\ \rho_{xd}^y &= \frac{\sigma_{xd}^y}{\sigma_x \sigma_d^y} = \frac{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T I_x(t) I_d^y(t)}{\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T I_x(t)^2} \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T I_d^y(t)^2}} \\ &(-1 \leq \rho_{xd}^y \leq 1).\end{aligned}\tag{5.4}$$

$I_x(t), x \in \{a, b, c\}$: x 線の電流値の時系列

$I_d^y(t), y \in \{ab, bc, ca\}$: 需要家 d (y 相接続)の消費に起因する相電流の時系列

σ_{xd}^y : $I_x(t)$ と $I_d^y(t)$ の共分散

ρ_{xd}^y : $I_x(t)$ と $I_d^y(t)$ の相関係数

σ_x, σ_d^y : $I_x(t), I_d^y(t)$ の偏差

T : 時系列のサンプリング点数

上で定義した共分散と相関係数は、添字 x, y の組み合わせによって $3 \times 3 = 9$ 通りある。これらの相関係数が具体的にどのような値を持つかは、各需要家の消費電力の時間的な変化、及び線電流と相電流の関係を規定するトランス接続相が、どのように設定されているかで決まる。

尚、(5.4)式の $I_d^y(t)$ は相関係数の計算にのみ使用されているため、 $I_d^y(t)$ の代わりにその定数倍だけ異なる $P_d(t)$ をそのまま用いてもかまわない。ここで $P_d(t) = P'_d(t) - \mu(P'_d(t))$ ($\mu(\cdot)$ は時間平均)である。

5.2 相関係数値の見積り

この節では、消費電力の時系列に適当な仮定をおいて、相関係数の値を概算してみる。第4章の(4.8)式を適用すれば、各線電流値の時系列は以下で近似することができる。

$$\begin{cases} I_a(t) \sim \frac{\sqrt{3}}{2} \left(\sum_i I_i^{ab}(t) + \sum_k I_k^{ca}(t) \right) \\ I_b(t) \sim \frac{\sqrt{3}}{2} \left(\sum_j I_j^{bc}(t) + \sum_i I_i^{ab}(t) \right) \\ I_c(t) \sim \frac{\sqrt{3}}{2} \left(\sum_k I_k^{ca}(t) + \sum_j I_j^{bc}(t) \right) \end{cases} \quad (5.5)$$

$$I_x(t) = I'_x(t) - \mu(I'_x(t)), \quad x \in \{a, b, c\}$$

$$I_i^y(t) = I_i'^y(t) - \mu(I_i'^y(t)), \quad y \in \{ab, bc, ca\}$$

($\mu(\cdot)$ は時間平均)

$I'_x(t), y \in \{a, b, c\}$: x 線電流値の時系列

$I_i'^y(t), y \in \{ab, bc, ca\}$: 第*i*需要家の消費に起因する*y*相電流値の時系列

ここで、需要家*d*を含むすべての需要家個別の消費に起因する相電流: $I_i^y(t)$ は、 $N(0, \sigma_0^2)$ の互いに独立な正規分布をしていると仮定する。まず、(5.3), (5.4)式から、各線電流時系列の偏差と、需要家*d*が*ab*相に接続されている場合の共分散を求める。

$$\left\{ \begin{array}{l} \sigma_a \sim \frac{\sqrt{3}}{2} \cdot \sqrt{n_{ab} + n_{ca}} \cdot \sigma_0 \\ \sigma_b \sim \frac{\sqrt{3}}{2} \cdot \sqrt{n_{bc} + n_{ab}} \cdot \sigma_0 \\ \sigma_c \sim \frac{\sqrt{3}}{2} \cdot \sqrt{n_{ca} + n_{bc}} \cdot \sigma_0 \end{array} \right. \quad (5.6)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \sigma_{ad}^{ab} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T I_a(t) I_d^{ab}(t) \sim \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left[\frac{\sqrt{3}}{2} \left(\sum_i I_i^{ab}(t) + \sum_k I_k^{ca}(t) \right) I_d^{ab}(t) \right] = \frac{\sqrt{3}}{2} \sigma_0^2 \\ \sigma_{bd}^{ab} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T I_b(t) I_d^{ab}(t) \sim \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left[\frac{\sqrt{3}}{2} \left(\sum_j I_j^{bc}(t) + \sum_i I_i^{ab}(t) \right) I_d^{ab}(t) \right] = \frac{\sqrt{3}}{2} \sigma_0^2 \\ \sigma_{cd}^{ab} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T I_c(t) I_d^{ab}(t) \sim \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left[\frac{\sqrt{3}}{2} \left(\sum_k I_k^{ca}(t) + \sum_j I_j^{bc}(t) \right) I_d^{ab}(t) \right] = 0 \end{array} \right.$$

上式後段の結果は、需要家dの消費に起因する相電流: $I_d^{ab}(t)$ が、各線の電流のうち、自己の相電流が原因となっている部分とのみ相関があると言う事情から得られたものである。これらの結果を相関係数の定義式に代入すれば、需要家dがab相に接続されているケースにおける、各線電流との相関係数を求めることができる。

$$\left\{ \begin{array}{l} \rho_{ad}^{ab} = \frac{\sigma_{a,d}^{ab}}{\sigma_a \sigma_d^{ab}} \sim \frac{\frac{\sqrt{3}}{2} \sigma_0^2}{\left(\frac{\sqrt{3}}{2} \cdot \sqrt{n_{ab} + n_{ca}} \cdot \sigma_0 \right) \cdot \sigma_0} = 1/\sqrt{n_{ab} + n_{ca}} \\ \rho_{bd}^{ab} = \frac{\sigma_{b,d}^{ab}}{\sigma_b \sigma_d^{ab}} \sim \frac{\frac{\sqrt{3}}{2} \sigma_0^2}{\left(\frac{\sqrt{3}}{2} \cdot \sqrt{n_{bc} + n_{ab}} \cdot \sigma_0 \right) \cdot \sigma_0} = 1/\sqrt{n_{bc} + n_{ab}} \\ \rho_{cd}^{ab} = \frac{\sigma_{c,d}^{ab}}{\sigma_c \sigma_d^{ab}} \sim 0 \end{array} \right. \quad (5.7)$$

同様の計算は、需要家dが他の相に接続されているケースでも可能である。以下に、需要家dの接続相で場合分けした、各線電流との相関係数の近似式をまとめて記述する。

$$\begin{aligned}
\rho_{ad}^y &\sim \begin{cases} 1/\sqrt{n_{ab} + n_{ca}} & (y = ab, ca) \\ 0 & (y = bc) \end{cases} \\
\rho_{bd}^y &\sim \begin{cases} 1/\sqrt{n_{bc} + n_{ab}} & (y = ab, bc) \\ 0 & (y = ca) \end{cases} \\
\rho_{cd}^y &\sim \begin{cases} 1/\sqrt{n_{ca} + n_{bc}} & (y = bc, ca) \\ 0 & (y = ab) \end{cases}
\end{aligned} \tag{5.8}$$

上式から、需要家dのトランス接続相と、値が近似的に0になる相関係数の種別は一对一に対応していることが分かる。また、それ以外の相関係数については、需要家全体の各接続相への配分に応じた値を持つことも見て取れる。

ここまでは需要家dが単一であるとした試算を進めて来たが、同一の柱上トランス下にある複数需要家のスマートメータデータが利用できる場合には、判定の分解能をもっと上げることが可能である。

具体的には、測定時刻ごとに複数の需要カーブのの総和を取った、仮想的に大きな需要家を考えることによって、接続相判定の精度向上をはかることができる。例えば n_d 戸の需要家データが利用可能であるとする、この仮想的需要家の相電流の分布は、 $N(0, n_d \sigma_0^2)$ に従う。相関係数の近似式も以下のように書き換えられ、係数値間の差が $\sqrt{n_d}$ に比例して変化することがわかる。

$$\begin{aligned}
\rho_{ad}^y &\sim \begin{cases} \sqrt{\frac{n_d}{n_{ab} + n_{ca}}} & (y = ab, ca) \\ 0 & (y = bc) \end{cases} \\
\rho_{bd}^y &\sim \begin{cases} \sqrt{\frac{n_d}{n_{bc} + n_{ab}}} & (y = ab, bc) \\ 0 & (y = ca) \end{cases} \\
\rho_{cd}^y &\sim \begin{cases} \sqrt{\frac{n_d}{n_{ca} + n_{bc}}} & (y = bc, ca) \\ 0 & (y = ab) \end{cases}
\end{aligned} \tag{5.9}$$

実際の相電流の時系列が、この節で仮定したような正規分布を持つとは限らない。しかし一般の場合であっても、三種ある相関係数のうち、他と比べて小さな値になる線種が、トランスの接続相に対応して一つ存在することについては同様である。この点に着目すれば、電流値時系列間の相関係数を算出・比較することによって、需要家の接続相を判定することができる。具体的に

は、接続相不明の相関係数: $\rho_{x,d}$ ($x \in \{a,b,c\}$) に対するトランス接続相の判定基準の一例として、以下のようなロジックが考えられる。

$$\begin{aligned}\rho_{ad} &= \min\{\rho_{ad}, \rho_{bd}, \rho_{cd}\} \Rightarrow bc \text{ 相接続} \\ \rho_{bd} &= \min\{\rho_{ad}, \rho_{bd}, \rho_{cd}\} \Rightarrow ca \text{ 相接続} \\ \rho_{cd} &= \min\{\rho_{ad}, \rho_{bd}, \rho_{cd}\} \Rightarrow ab \text{ 相接続}\end{aligned}\tag{5.10}$$

但し、 $\rho_{xd} : I_x(t)$ と $I_d(t)$ の相関係数 ($x \in \{a,b,c\}$)

最後に、相関係数を用いたトランス接続相判定問題の分解能について述べる。三相交流による配電網では、電力の伝送効率を良くするために、三つの相で負荷をバランスさせるような結線が通常採用される。そのため、判定の対象とする配電区間の全戸数を N とした時に、 $n_{ab} = n_{ab} = n_{ca} = N/3$ の関係が成立していると仮定すると、(5.8)式の相関係数の線電流ごとの変化幅は、

$$\Delta\rho \sim \sqrt{\frac{3n_d}{2N}}\tag{5.11}$$

程度になる。これを指標を用いれば判定問題の難しさを、利用するデータ条件に応じて見積もることが可能である。一例として $N = 400, n_d = 1$ を代入すると、 $\Delta\rho \sim 0.061$ 程度の値になる。この値は、一般的な相関分析では文句なく「相関なし」とされる大きさであるが、(5.11)式は一種理想的な条件下での見積もりであるから、接続相に応じた相関係数の変化幅としてはほぼ上限に相当するものであると考えられる。現実的な変化幅は、これよりもっと小さくなることが想定されるため、本方式によるトランス接続相の判定は、ノイズに埋もれた電流信号間の非常に微小な相関関係をどうやって検出するか、と言うことが主要な技術課題になる。

5.3 数値実験 I

この節では、トランス接続相判定アルゴリズムの精度評価のために実施した、数値実験について報告する。実験の準備段階から、電流信号間には擬似相関の発生が予想され、センサ内蔵開閉器の測定データでは量子化誤差が大きくなる問題が判明していたので、これらを考慮した実験項目を設定している。

5.3.1 数値実験システム

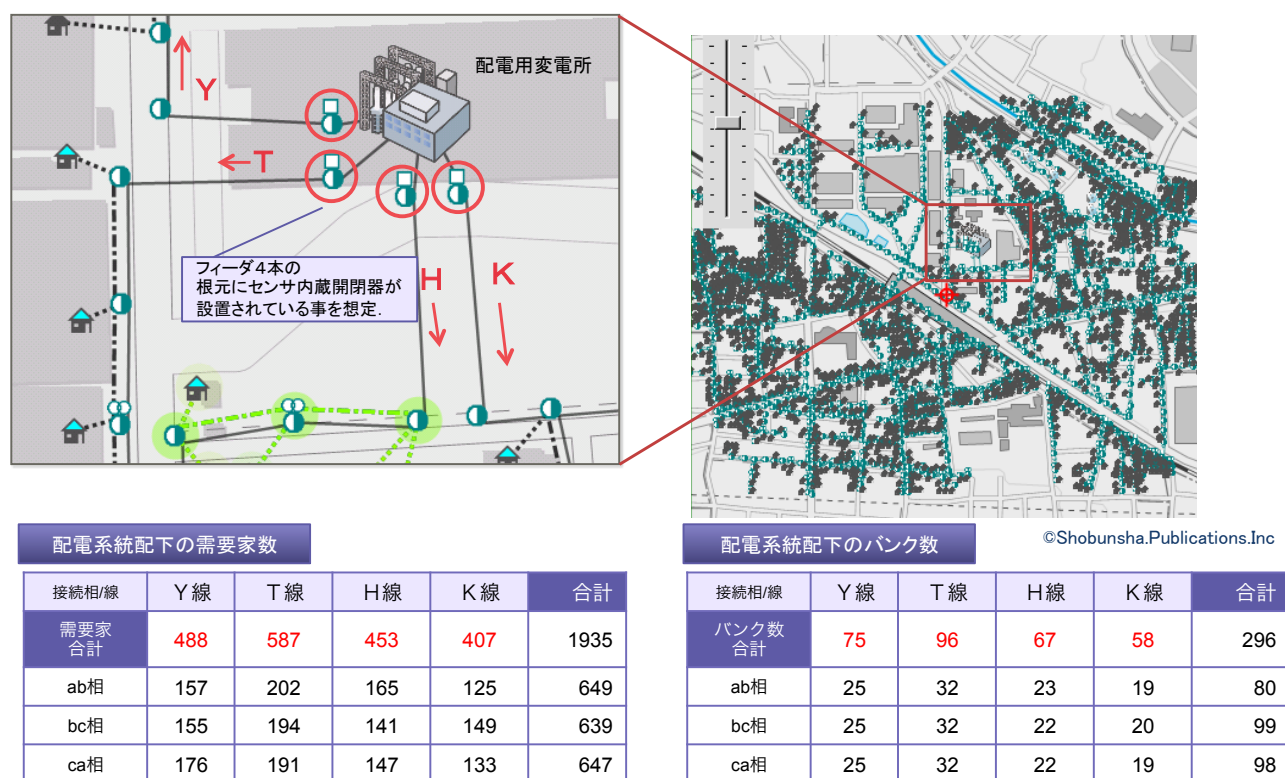
数値実験を実施するために、[図11]のような数値実験システムを構築した。本システムは当部が開発した電力系統の回路計算を高速に行うことができる、「潮流計算シミュレータ」^{[20][21]}および、所定のアルゴリズムに基づいてトランス接続相を判定する「接続相判定部」から構成されている。システムには多数の需要家のスマートメータデータが与えられ、「潮流計算シミュレータ」は、このデータと配電系の回路情報を用いた潮流計算によって、仮想的に置かれたセンサ内蔵開閉器の高圧側線電流の測定値を生成する。回路上のトランス接続相については、各接続相の比率が1/3程度になるような条件でランダムに設定している。

次に接続相判定部は、スマートメータデータ(電力値または電流値)と潮流計算シミュレータが生成した線電流値の相関係数を計算し、所定のアルゴリズムによって、すべてのバンクのトランス接続相を判定する。最後に精度評価部が判定結果と正解を比較して、判定の正答率を算出している。この数値実験システムに含まれる潮流計算シミュレータは、計算アルゴリズムにBackward Forward Sweep法が採用されている。この方式はツリー型トポロジーを持った交流回路に対して非常に高速な求解が可能であるため、数値実験に必要とされる大量の演算に対して大きな威力を発揮した(日本の配電系のほとんどはツリー型である)。

5.3.2 使用したデータ

配電系の回路データには、[図13]のような模擬配電網データを使用した。この配電網は川崎市にある武蔵中原駅近辺の配電系をモデル化したものであり、実在の配電網そのものではないが、典型的な都市型の配電網の事例になっている。ここでは、四系統のフィーダ線(ブランチ)を設定し、そこに総数1935戸の需要家を配置している。模擬配電網上にある柱上トランスの総数(バンク)は296個であり、センサ内蔵開閉器は各フィーダ線の根元に設置されていることを想定した。

また、スマートメータによる需要家消費電力の計測データには、過去に独立行政法人新エネルギー・産業技術総合開発機構(NEDO)が群馬県太田市で実施した「集中連携型太陽光発電システム成果普及事業」において収集したものが公開されているため、これを利用させていただいた^[44]。数値実験では、公開データから適宜選択した計測データを模擬配電網上に配置し、想定したスマートメータ普及率に従って、トランス接続相の判定を試行している。想定した普及率は15%および100%であり、15%の普及率は各トランス配下の一戸の需要家だけにスマートメータを設置したケースに相当する。スマートメータによる消費電力データと、そこから数値計算的に生成される線電流データのサンプルは、双方ともに30分間隔の平均値になっている。

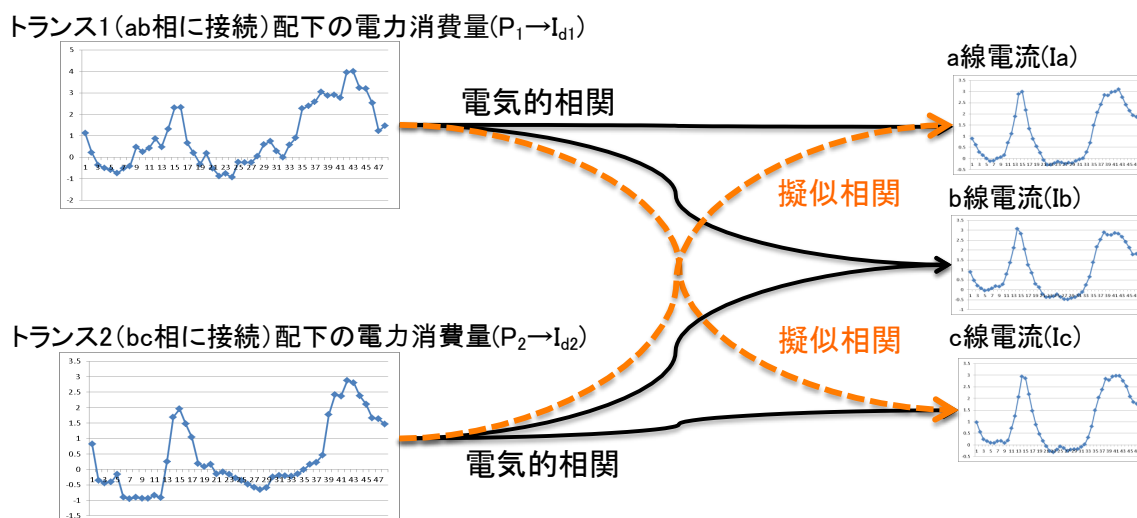


[図13] 模擬配電網のマップ

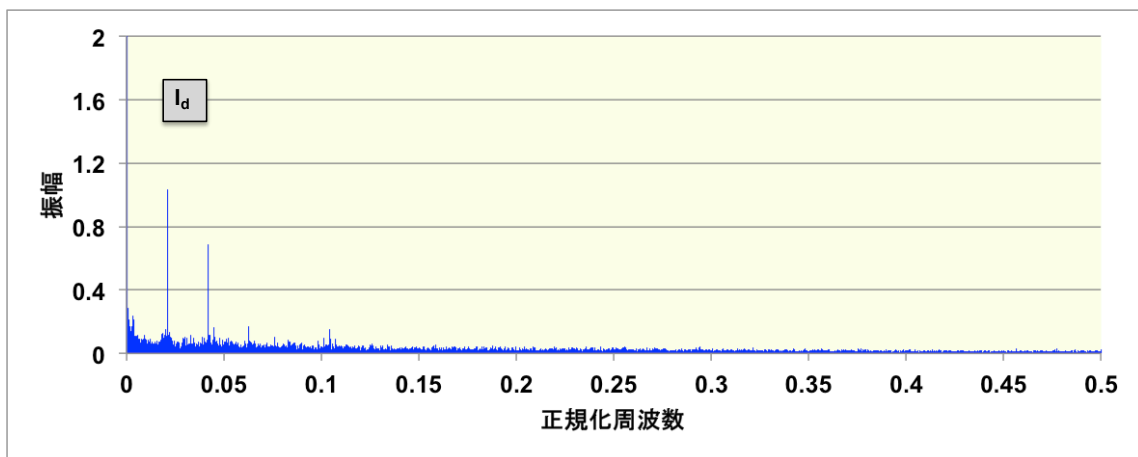
5.3.3 擬似相関の発生

スマートメータの消費電力データや、潮流計算シミュレータが生成する高圧側の電流信号を見た段階から予想されたことであるが、家庭需要家消費電力の時系列データには日周期や朝夕のピークをはじめとする顕著な類似性がある。この類似は人の生活サイクルに起因するものであり、トランス接続相のような電氣的接続状態とは無関係なものである。第3章で提案したような相関係数の比較によるトランス接続相の判定方式に対して、この類似性は擬似相関としてはたらくき、接続相判定の精度を低下させることになる。

[図14]に、この問題の具体的な例を示す。図の左方には二つのトランス配下の需要家消費電力一日分のグラフがあり、右方には高圧側三相3線の線電流の同様のグラフが図示されている。一見してわかるように、どのグラフにも朝夕に顕著なピークがあり、相関関係上の区別は難しい。例えば、トランス1はab相に接続されているため、電氣的相関が存在するのはa線電流とb線電流のみであり、c線電流とは無関係な筈である。しかし、実際にトランス1の消費電力カーブと三種の相関係数を計算してみると、いずれも0.5-0.6程度の値であり、これらの大小比較によってc線電流を区別するのは困難である。すなわち、トランス1とc線電流の時系列データ間には擬似相関が発生している。トランス2についても、同様の擬似相関がa線電流との間に起こっている。もっとも長期間のデータで見ても擬似相関の発生は顕著であり、日周期や週周期の擬似相関も存在している。



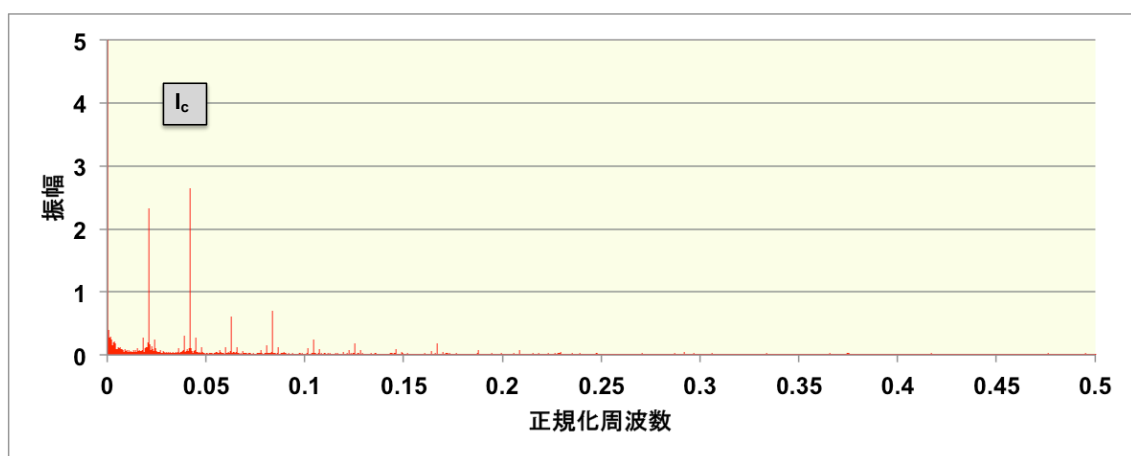
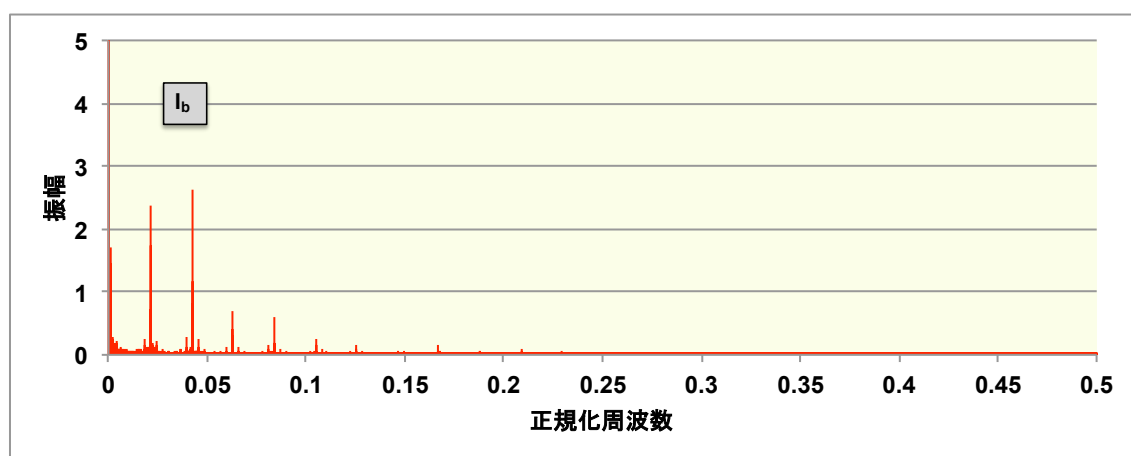
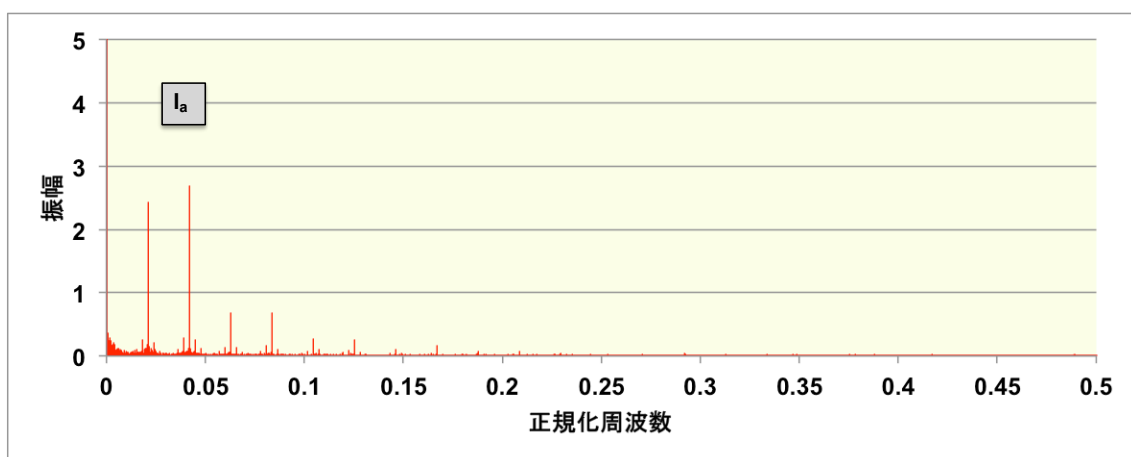
[図14] 擬似相関の発生



[図15] I_d のスペクトル

[図15]に、ab相に接続されたある需要家の消費に起因する相電流の時系列: $I_d(t)$ のスペクトルを、[図16]に高圧側三線の線電流の時系列: $I_a(t)$, $I_b(t)$, $I_c(t)$ のスペクトルを示す。相電流スペクトルの方は実際のスマートメータの一年間分のデータから計算したもの、線電流スペクトルの方は数値実験システムの潮流計算結果から計算したものになっている。いずれのスペクトルもよく類似しており、特に線電流スペクトル同士は酷似している。これらから、周波数領域でも擬似相関が発生していることが良くわかる。また、どのスペクトルを見ても日周期成分とその高調波に相当する付近(正規化周波数 ~ 0.021の整数倍)に顕著なピークが見られ、相関係数の値には、これらの帯域成分が大きな影響を与えるであろうことが想像できる。

このような擬似相関が接続相判定に与える影響を軽減するためには、日周期を代表とする低周波側をカットするようなハイパスフィルタ(HPF)を、接続相判定の前処理として適用するのが、有効であると考えられる。後述する数値実験では、HPFの適用の有無で正答率の比較を行っている。

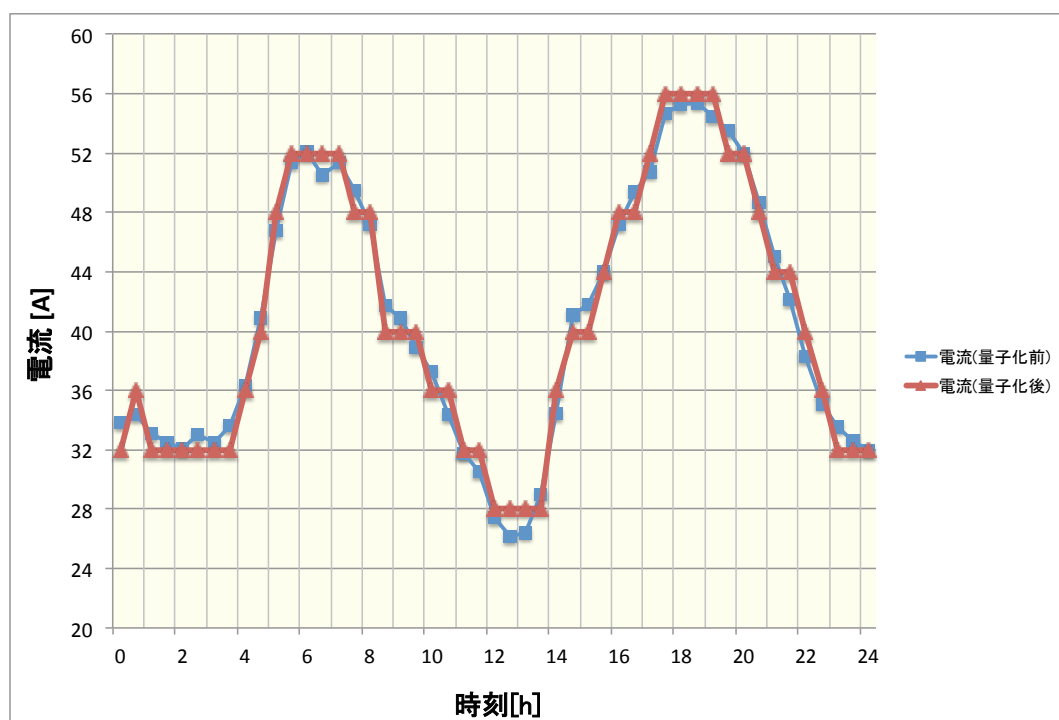


[図16] I_a , I_b , I_c のスペクトル

5.3.4 センサ内蔵開閉器の測定値における量子化誤差の問題

センサ内蔵開閉器における電流測定では、高圧電流が計測対象になるせいか、計測されるアナログ量から最終的なデジタルデータに落とす際に発生する量子化誤差が、非常に大きくなるケースがある。その大きさは例えば、100[A]程度のダイナミックレンジに対して4[A]幅程度の誤差が発生することが想定される。

[図17]に、擬似的に作成したその一例を示すが、この状況は計測の分解能として4-5bitしか取れないことを意味している。図から明らかなように、分解能がこれほど低いと、接続相判定に対して有効にはたらくと思われる高周波成分のデティールがかなり失われることになる。数値実験では、この量子化誤差がトランス接続相判定の正答率に与える影響も評価した。



[図17] センサ内蔵開閉器における電流測定の量子化誤差

5.3.5 数値実験結果

[表5]に数値実験の結果を示す。表中の数字はすべてトランス接続相判定の正答率である。接続相判定には、第3章で説明した相関係数の大小比較による方法を採用し、判定の前処理として適用するハイパスフィルタの有無で二方式に分けた。判定に使用するデータの利用期間として、1ヶ月、3ヶ月、1年の三種を使用し、スマートメータの普及率には、15%と100%を想定している。15%の普及率は、各トランス配下の1軒の需要家だけにスマートメータが設置されている状況に相当する。

また、前項で述べた量子化誤差が判定結果に与える影響を見るため、高圧側の線電流データとして、原データとそれを4[A]幅で意図的に量子化したデータを用意した。ここで言う原データとは実際の測定値ではなく、数値実験システムの潮流計算シミュレータ部が0.1[A]程度の精度で生成する値のことを示している。

[表5] 数値実験 I の正答率

線電流データの 種別	接続相判定方式	データ利用期間 /メータ普及率	1年	3ヶ月	1ヶ月
原データ	時間領域相関係数 (フィルタなし)	15%	55.7%	55.6%	53.8%
		100%	79.4%	77.0%	75.3%
量子化 データ		15%	54.7%	55.0%	51.1%
		100%	78.4%	75.3%	71.2%
原データ	時間領域相関係数 (ハイパスフィルタ)	15%	95.9%	88.4%	77.6%
		100%	99.7%	98.1%	96.7%
量子化 データ		15%	85.1%	64.5%	52.6%
		100%	97.6%	89.1%	75.6%

評価の基点として、線電流: 原データ、ハイパスフィルタ: なし、メータ普及率: 15%、データ利用期間: 1年、の数字を見ると、55.7%の正答率でしかない。接続相は3種類しかないので、ランダムに判定しても33%程度は正答できる筈であり、この数値では実用性が低いと言わざるを得ない。

ところが、ここにハイパスフィルタ(HPF)を適用すると、正答率は同条件で85.1%に上昇する。ここで適用したHPFは、三点の係数に $[-1/3, 2/3, -1/3]$ を用いるFIRフィルタである。HPFの特性は、実際にはカットオフ点やフィルタ次数など様々なものを試したが、結局この単純なFIRフィルタが最も良好な正答率を示したため、これを採用している。

データ利用期間の視点では、当然ながら長いほど正答率が向上する傾向が見られる。表には示していないが、別の実験では相関係数値のレベルもデータ利用期間が長くなるほど増大する傾向が見られ、収束するのは3ヶ月程度の時点であることが分かっているため、実用的なデータ利用期間は、3ヶ月以上であると判断される。また、量子化誤差の影響を見るため、HPFを適用する判定方式で、原データと4[A]刻みデータを利用した場合の正答率を比較すると、他の条件にもよるが、4[A]刻みデータの方で、2%から20%程度の幅で、正答率の低下が見られ、量子化誤差の影響はかなり大きなものであることが分かる。

正答率が最も良かったのは、HPFを適用し、メータ普及率: 100%で一年分のデータを用いる場合の、99.7%であったが、表中の緑字の部分(線電流: 4[A]刻みデータ, HPF: あり, メータ普及率: 15%/100%, データ利用期間: 3ヶ月/1年)を、現実的な条件下の正答率であると考え、今後の正答率向上を評価するための基準に設定することにした。

5.4 本章のまとめ

本章では、スマートメータで取得する消費電力データと、配電系高圧側の三相交流で計測される電流データを用いて計算される三種類の相関係数の大きさを比較することによって、柱上トランスの接続相を自動判定する方式を提案した。また、トランス接続相が相関係数に与える影響の大きさ、回路的、統計的な考察に基づいて定量的に見積もった。次に、提案方式によるトランス接続相判定の実現可能性や判定精度を評価するために行われた数値実験について、実験システムと使用データの概要について述べ、特に接続相判定の精度については、正しい判定の阻害要因となる可能性のある、データ間の擬似相関と電流測定における量子化誤差について詳述した。章末では、数値実験の結果をのべ、接続相判定の正答率に量子化誤差の影響が見られることと、擬似相関の影響軽減にハイパスフィルタが有効であることを示した。提案手法の全体的な評価として、十分なサンプル数と取得期間とのデータが利用可能であれば、正答率から判断して有望であると結論した。

6. 周波数領域情報による接続相判定方式

第5章では、配電系電流データの時間領域における相関係数を用いてトランス接続相を判定する手法について説明した。続く本章では相関係数を用いた同様の判定を、周波数領域の情報を利用して行う方式について説明する。接続相判定を周波数領域の情報を利用して行うことのメリットは、判定精度を向上させるためのフィルタ最適化が実施しやすいこと、センサ内蔵開閉器測定値の量子化誤差対策が取りやすいこと等である。

6.1 周波数領域情報の利用

6.1.1 自己相関関数、相互相関関数、正規化相互相関関数(相関係数)の定義

最初に、信号処理で良く用いられる相関関数やそのスペクトル類をまとめて導入する^[45]。

$$\begin{aligned} C_{xx}(\tau) &= \overline{x(t)x(t+\tau)} = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} x(t)x(t+\tau) dt \\ C_{xy}(\tau) &= \overline{x(t)y(t+\tau)} = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} x(t)y(t+\tau) dt \\ R_{xy}(\tau) &= \frac{C_{xy}(\tau)}{\sqrt{C_{xx}(0)}\sqrt{C_{yy}(0)}} = \frac{\overline{x(t)y(t+\tau)}}{\sqrt{\overline{x(t)^2}}\sqrt{\overline{y(t)^2}}} \end{aligned} \quad (6.1)$$

$C_{xx}(\tau)$: 時系列信号 $x(t)$ の自己相関関数

$C_{xy}(\tau)$: 時系列信号 $x(t), y(t)$ の相互相関関数

$R_{xy}(\tau)$: 時系列信号 $x(t), y(t)$ の正規化相互相関関数

$\overline{x(t)}$: 時系列信号 $x(t)$ の時間平均

T: 時系列信号の全区間長

上で正規化相互相関関数と呼んでいる関数は、文献によっては相関係数となっている場合もあるが、本論文ではより一般的な次式を相関係数とする。

$$\rho_{xy} = R_{xy}(0) \quad (6.2)$$

自己相関関数と相互相関関数のフーリエ変換は、それぞれパワースペクトル、クロススペクトルと呼ばれる関数になり、下のようなフーリエ変換対をなしている

$$\begin{aligned}
C_{xx}(\tau) &= \int_{-\infty}^{\infty} S_{xx}(\omega) e^{i\omega\tau} d\omega \\
C_{xy}(\tau) &= \int_{-\infty}^{\infty} S_{xy}(\omega) e^{i\omega\tau} d\omega \\
S_{xx}(\omega) &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} C_{xx}(\tau) e^{-i\omega\tau} d\tau \\
S_{xy}(\omega) &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} C_{xy}(\tau) e^{-i\omega\tau} d\tau
\end{aligned} \tag{6.3}$$

$S_{xx}(\omega)$: 時系列信号 $x(t)$ のパワースペクトル

$S_{xy}(\omega)$: 時系列信号 $x(t), y(t)$ のクロススペクトル

上式のパワースペクトルは、自己相関関数: $C_{xx}(\tau)$ が偶関数であるため常に実数値を持つ。これに対し、クロススペクトルは相互相関関数: $C_{xy}(\tau)$ が偶関数とは限らないため、一般には複素数値になる。特に、クロススペクトルの実部はコスペクトル、虚部はクオドスペクトルと呼ばれる。

6.2 アンサンブル平均によるスペクトル推定

フーリエ変換は無限長の信号に対して定義されるものであるが、現実的には時系列信号を適当な区間に区切ってそれぞれの区間のスペクトルをFFTなどで計算し、それらのアンサンブル平均を取ることによって、スペクトルを統計的に推定することがよく行われる。(6.3)式のパワースペクトルとクロススペクトルを、アンサンブル平均で近似する操作を明示的に書くと、次のようになる。

$$\begin{aligned} S_{xx}(\omega) &= \left\langle \frac{2\pi}{T} X^*(\omega) X(\omega) \right\rangle \\ S_{xy}(\omega) &= \left\langle \frac{2\pi}{T} X^*(\omega) Y(\omega) \right\rangle \\ \text{where} \\ X(\omega) &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) e^{-i\omega t} dt \\ x(t) &= \int_{-\infty}^{\infty} X(\omega) e^{i\omega t} d\omega \\ Y(\omega) &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} y(t) e^{-i\omega t} dt \\ y(t) &= \int_{-\infty}^{\infty} Y(\omega) e^{i\omega t} d\omega \end{aligned} \quad (6.4)$$

*: 複素共役

$\langle \rangle$: アンサンブル平均

数値計算上のアンサンブル平均の取り方には、スペクトルを計算する一区間の長さとおフセット長(区間には重なりがあっても良い)の自由度がある。これらは、通常スペクトル推定の精度や計算量を考慮して決められる。

6.3 相関係数の再定義

(6.2)(6.3)式から、相関係数と相関関数達の関係は、次のようにまとめられる

$$\rho_{xy} = R_{xy}(0) = \frac{C_{xy}(0)}{\sqrt{C_{xx}(0)}\sqrt{C_{yy}(0)}} \quad (6.5)$$

但し、上式の分子は、

$$C_{xy}(0) = \int_{-\infty}^{\infty} S_{xy}(\omega) d\omega$$

であることから、相関係数とクロススペクトルの関係式

$$\rho_{xy} = \frac{1}{\sqrt{C_{xx}(0)}\sqrt{C_{yy}(0)}} \int_{-\infty}^{\infty} S_{xy}(\omega) d\omega \quad (6.6)$$

$$(S_{xy}(\omega) = K_{xy}(\omega) + iQ_{xy}(\omega))$$

$K_{xy}(\omega)$: 時系列信号 $x(t), y(t)$ のコスペクトル

$Q_{xy}(\omega)$: 時系列信号 $x(t), y(t)$ のクオドスペクトル

が得られる。さらに、相関係数は実数であることから、理論的には(6.6)式の積分の虚部は消えて、相関係数がクロススペクトルの実部(コスペクトル)から下のよう算出できることがわかる

$$\rho_{xy} = \frac{1}{\sqrt{C_{xx}(0)}\sqrt{C_{yy}(0)}} \int_{-\infty}^{\infty} K_{xy}(\omega) d\omega \quad (6.7)$$

$$\left(\int_{-\infty}^{\infty} Q_{xy}(\omega) d\omega = 0 \right)$$

(6.7)式中の無限積分と正規化項を、エイリアシングの影響はないものとして離散近似すると、実数関数のコスペクトルは偶関数である($K_{xy}(-\omega) = K_{xy}(\omega)$) ことから、以下のようになり

$$\int_{-\infty}^{\infty} K_{xy}(\omega) d\omega = 2 \int_0^{\infty} \text{Re}[S_{xy}(\omega)] d\omega \sim 2\Delta\omega \sum_{k=0}^{N-1} \text{Re} \left[\left\langle \frac{2\pi}{T} X^*(\omega_k) Y(\omega_k) \right\rangle \right]$$

$$C_{xx}(0) = \int_{-\infty}^{\infty} S_{xx}(\omega) d\omega = 2 \int_0^{\infty} S_{xx}(\omega) d\omega \sim 2\Delta\omega \sum_{k=0}^{N-1} \left\langle \frac{2\pi}{T} X^*(\omega_k) X(\omega_k) \right\rangle \quad (6.8)$$

$$C_{yy}(0) = \int_{-\infty}^{\infty} S_{yy}(\omega) d\omega = 2 \int_0^{\infty} S_{yy}(\omega) d\omega \sim 2\Delta\omega \sum_{k=0}^{N-1} \left\langle \frac{2\pi}{T} Y^*(\omega_k) Y(\omega_k) \right\rangle$$

$\text{Re}[\]$: 複素数の実部をとる関数,

これらを(6.7)式に代入すると、相関係数を周波数領域の情報のみを用いて再定義する次式が得られる。ここで、 ω_{N-1} はナイキスト(角)周波数である。

$$\begin{aligned}
\rho_{xy} &= \frac{1}{\sqrt{C_{xx}(0)}\sqrt{C_{yy}(0)}} \int_{-\infty}^{\infty} K_{xy}(\omega) d\omega = \frac{1}{\sqrt{C_{xx}(0)}\sqrt{C_{yy}(0)}} \int_{-\infty}^{\infty} \text{Re}[S_{xy}(\omega)] d\omega \\
&\sim \frac{2\Delta\omega \sum_{k=0}^{N-1} \text{Re}\left[\left\langle \frac{2\pi}{T} X^*(\omega_k) Y(\omega_k) \right\rangle\right]}{\sqrt{2\Delta\omega \sum_{k=0}^{N-1} \left\langle \frac{2\pi}{T} X^*(\omega_k) X(\omega_k) \right\rangle} \sqrt{2\Delta\omega \sum_{k=0}^{N-1} \left\langle \frac{2\pi}{T} Y^*(\omega_k) Y(\omega_k) \right\rangle}} \quad (6.9) \\
&= \frac{\sum_{k=0}^{N-1} \text{Re}\left[\left\langle X^*(\omega_k) Y(\omega_k) \right\rangle\right]}{\sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} \left\langle |X(\omega_k)|^2 \right\rangle} \sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} \left\langle |Y(\omega_k)|^2 \right\rangle}}
\end{aligned}$$

尚，上式のようなアンサンブル平均を取ることは，周波数領域情報から相関係数を計算するために必須ではなく，単純に全区間に対して一回だけフーリエ変換を行う方式もあり得る．上でアンサンブル平均を取る操作は，分子クロススペクトルと，分母のパワースペクトルの算出のそれぞれに対して入っているのので，分母，分子でアンサンブル平均適用の組み合わせを考えると，上式に加えて以下の三通りのパターンが考えられる．

$$\rho_{xy} = \frac{\sum_{k=0}^{N-1} \text{Re}\left[X^*(\omega_k) Y(\omega_k)\right]}{\sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} \left\langle |X(\omega_k)|^2 \right\rangle} \sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} \left\langle |Y(\omega_k)|^2 \right\rangle}} \quad (6.10)$$

$$\rho_{xy} = \frac{\sum_{k=0}^{N-1} \text{Re}\left[\left\langle X^*(\omega_k) Y(\omega_k) \right\rangle\right]}{\sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} |X(\omega_k)|^2} \sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} |Y(\omega_k)|^2}} \quad (6.11)$$

$$\rho_{xy} = \frac{\sum_{k=0}^{N-1} \text{Re}\left[X^*(\omega_k) Y(\omega_k)\right]}{\sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} |X(\omega_k)|^2} \sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} |Y(\omega_k)|^2}} \quad (6.12)$$

これらのパターンは，計算対象となる時系列の性質やスペクトル推定の目的によって選択すべきものであるが，今の場合，接続相判定の精度や計算量を考慮して選択するという方針を取れば良いと考える．

6.4 電流情報の相関係数

ここで、トランス接続相判定に使用する各種の電流情報とそのフーリエ変換を、次のように定義する

$$\begin{aligned} I_x(t) &= \int_{-\infty}^{\infty} \hat{I}_x(\omega) e^{i\omega t} d\omega \quad (x \in \{a, b, c\}) \\ \hat{I}_x(\omega) &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} I_x(t) e^{-i\omega t} dt \\ I_d(t) &= \int_{-\infty}^{\infty} \hat{I}_d(\omega) e^{i\omega t} d\omega \\ \hat{I}_d(\omega) &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} I_d(t) e^{-i\omega t} dt \end{aligned} \tag{6.13}$$

$I_x(t)$: x 線の線電流の時系列 ($x \in \{a, b, c\}$)

$\hat{I}_x(\omega)$: x 線の線電流のスペクトル

$I_d(t)$: 需要家の消費に起因する相電流の時系列

$\hat{I}_d(\omega)$: 需要家の消費に起因する相電流のスペクトル

尚、上の電流の時系列データは(5.1)式のように全区間の平均値を減算して、平均値が0になるように加工されているものとする。また、上の定義では相電流の時系列とそのフーリエ変換を用いているが、(5.3)式より相電流値は消費電力値と比例関係にあることから、相関係数の算出には需要家の消費電力値の時系列 $P_d(t)$ およびそのフーリエ変換 $\hat{P}_d(\omega)$ を使用してもよい。以降では相電流値を用いる定式化に沿って説明する。

次に、前章で説明した一般的な時系列信号のスペクトルと相関係数の関係を電流情報に適用することにより、各種電流値の時系列やそのスペクトル類を以下のように導入する。

$$\rho_{xd} = R_{xd}(0) = \frac{C_{xd}(0)}{\sqrt{C_{xx}(0)}\sqrt{C_{dd}(0)}}$$

$$C_{xd}(0) = \int_{-\infty}^{\infty} S_{xd}(\omega) d\omega$$

$$C_{xx}(0) = \int_{-\infty}^{\infty} S_{xx}(\omega) d\omega$$

$$C_{dd}(0) = \int_{-\infty}^{\infty} S_{dd}(\omega) d\omega \quad . \quad (6.14)$$

$$S_{xd}(\omega) = \left\langle \frac{2\pi}{T} \hat{I}_x^*(\omega) \hat{I}_d(\omega) \right\rangle$$

$$S_{xx}(\omega) = \left\langle \frac{2\pi}{T} \hat{I}_x^*(\omega) \hat{I}_x(\omega) \right\rangle$$

$$S_{dd}(\omega) = \left\langle \frac{2\pi}{T} \hat{I}_d^*(\omega) \hat{I}_d(\omega) \right\rangle$$

このとき、(6.7)式と同様のロジックに従って、 $I_x(t)$ ($x \in \{a, b, c\}$) と $I_d(t)$ の相関係数は次式で計算できる

$$\rho_{xd} = \frac{1}{\sqrt{C_{xx}(0)}\sqrt{C_{dd}(0)}} \int_{-\infty}^{\infty} K_{xd}(\omega) d\omega \quad . \quad (6.15)$$

$$(S_{xd}(\omega) = K_{xd}(\omega) + iQ_{xd}(\omega))$$

(6.15)式中の無限積分と正規化項を離散近似すると、

$$\int_{-\infty}^{\infty} K_{xd}(\omega) d\omega = 2 \int_0^{\infty} \text{Re}[S_{xd}(\omega)] d\omega \sim 2\Delta\omega \sum_{k=0}^{N-1} \text{Re} \left[\left\langle \frac{2\pi}{T} \hat{I}_x^*(\omega_k) \hat{I}_d(\omega_k) \right\rangle \right]$$

$$C_{xx}(0) = \int_{-\infty}^{\infty} S_{xx}(\omega) d\omega = 2 \int_0^{\infty} S_{xx}(\omega) d\omega \sim 2\Delta\omega \sum_{k=0}^{N-1} \left\langle \frac{2\pi}{T} \hat{I}_x^*(\omega_k) \hat{I}_x(\omega_k) \right\rangle \quad (x \in \{a, b, c\}) \quad (6.16)$$

$$C_{dd}(0) = \int_{-\infty}^{\infty} S_{dd}(\omega) d\omega = 2 \int_0^{\infty} S_{dd}(\omega) d\omega \sim 2\Delta\omega \sum_{k=0}^{N-1} \left\langle \frac{2\pi}{T} \hat{I}_d^*(\omega_k) \hat{I}_d(\omega_k) \right\rangle$$

上を(6.15)式に代入すると、 $I_x(t)$ ($x \in \{a, b, c\}$) と $I_d(t)$ の相関係数は次式のように計算できる

$$\rho_{xd} = \frac{1}{\sqrt{C_{xx}(0)}\sqrt{C_{dd}(0)}} \int_{-\infty}^{\infty} K_{xd}(\omega) d\omega = \frac{1}{\sqrt{C_{xx}(0)}\sqrt{C_{dd}(0)}} \int_{-\infty}^{\infty} \text{Re}[S_{xd}(\omega)] d\omega$$

$$\sim \frac{\sum_{k=0}^{N-1} \text{Re}[\langle \hat{I}_x^*(\omega_k) \hat{I}_d(\omega_k) \rangle]}{\sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} \langle |\hat{I}_x(\omega_k)|^2 \rangle} \sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} \langle |\hat{I}_d(\omega_k)|^2 \rangle}} \quad (x \in \{a, b, c\}) \quad (6.17)$$

尚, (6.17)式の $\hat{I}_d(\omega_k)$ は相関係数の計算にのみ使用されているため, $\hat{I}_d(\omega_k)$ の代わりにそれと定数倍だけ異なる $\hat{P}_d(\omega_k)$ を用いてもかまわない. $\hat{P}_d(\omega_k)$ は需要家dの消費電力の時系列である $P_d(t)$ の離散フーリエ変換である, また, (6.17)式で行っているフーリエ変換の離散化には(6.10) (6.11) (6.12)と同様なバリエーションがあり得るが, 以降では(6.17)の近似式に沿って説明する. (6.17)式は, コスペクトルを正規化した関数: $NK_{xd}(\omega_k)$ を定義することで, 次のように簡略化できる.

$$\rho_{xd} \sim \sum_{k=0}^{N-1} NK_{xd}(\omega_k)$$

where

$$NK_{xd}(\omega_k) \equiv \frac{\text{Re}[\langle \hat{I}_x^*(\omega_k) \hat{I}_d(\omega_k) \rangle]}{\sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} \langle |\hat{I}_x(\omega_k)|^2 \rangle} \sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} \langle |\hat{I}_d(\omega_k)|^2 \rangle}} \quad (x \in \{a, b, c\}) \quad (6.18)$$

上で算出された相関係数を使用し, 第5章(5.10)式で示したトランス接続相判定のロジックを用いれば, 周波数領域の情報のみを用いたトランス接続相の判定が可能になる.

$$\begin{aligned} \rho_{ad} &= \min\{\rho_{ad}, \rho_{bd}, \rho_{cd}\} \Rightarrow bc \text{ 相接続} \\ \rho_{bd} &= \min\{\rho_{ad}, \rho_{bd}, \rho_{cd}\} \Rightarrow ca \text{ 相接続} \\ \rho_{cd} &= \min\{\rho_{ad}, \rho_{bd}, \rho_{cd}\} \Rightarrow ab \text{ 相接続} \end{aligned} \quad (5.10) \text{再掲}$$

但し, $\rho_{xd} : I_x(t)$ と $I_d(t)$ の相関係数 ($x \in \{a, b, c\}$) .

6.5 最適フィルタの導出

この節では、接続相判定の精度向上のためのフィルタ最適化方式について説明する。以降では次のような手順で、フィルタ最適化及び接続相判定を行うことを想定している。

- (1) 線電流に対応して三種類計算できる相関係数の値から、接続相判定の信頼度指標となる確率変数 α を定義し、それを周波数領域の情報のみで表現したものを離散近似する。
- (2) (1)の信頼度指標を複数需要家に対して求め、その周波数帯域ごとの平均値と分散共分散行列を得る。
- (3) 信頼度指標の平均値一定(=1など)の制約下で、その分散を最小化するような最適フィルタ特性を二次計画法によって求める。(判定は周波数領域の情報だけで可能であるため、フィルタの係数まで求める必要はない)
- (4) 最適化された特性のフィルタを適用した相関係数を算出し、接続相判定を行う。

6.5.1 接続相判定の信頼度指標

ここでは、一例として相関係数の差分を信頼度指標にするケースを説明する。具体的には、以下のように三種類計算できる相関係数のうち二つを使った差分を指標化する。

$$\alpha_i = \rho_{x2d(i)} - \rho_{x1d(i)} \sim \sum_{k=0}^{N-1} NK_{x2d(i)}(\omega_k) - \sum_{k=0}^{N-1} NK_{x1d(i)}(\omega_k) \quad (6.19)$$

α_i : 第 i 需要家の相判定の信頼度指標

$\rho_{xd(i)}$: x 線の線電流と第 i 需要家の消費に起因する相電流の相関係数

信頼度指標の計算に差分として使用する相関係数の組には、以下のようなものが考えられる。

$$\begin{aligned}
& \left. \begin{aligned} \rho_{x1d(i)} &: x1\text{が正解接続相に対応} \\ \rho_{x2d(i)} &= \text{mid}\{\rho_{ad(i)}, \rho_{bd(i)}, \rho_{cd(i)}\} \end{aligned} \right] \text{----- (c1)} \\
& \left. \begin{aligned} \rho_{x1d(i)} &: x1\text{が正解接続相に対応} \\ \rho_{x2d(i)} &= \min\{\rho_{xd(i)}; x \neq x1\}, x \in \{a, b, c\} \end{aligned} \right] \text{----- (c2)} \\
& \left. \begin{aligned} \rho_{x1d(i)} &: x1\text{が正解接続相に対応} \\ \rho_{x2d(i)} &= \frac{1}{2} \sum_{\substack{x \in \{a, b, c\} \\ x \neq x1}} \rho_{xd(i)} \end{aligned} \right] \text{----- (c3)} \\
& \left. \begin{aligned} \rho_{x1d(i)} &= \min\{\rho_{ad(i)}, \rho_{bd(i)}, \rho_{cd(i)}\} \\ \rho_{x2d(i)} &= \text{mid}\{\rho_{ad(i)}, \rho_{bd(i)}, \rho_{cd(i)}\} \end{aligned} \right] \text{----- (c4)} \\
& \left. \begin{aligned} \rho_{x1d(i)} &= \min\{\rho_{ad(i)}, \rho_{bd(i)}, \rho_{cd(i)}\} \\ \rho_{x2d(i)} &= \frac{1}{2} \sum_{\substack{x \in \{a, b, c\} \\ x \neq x1}} \rho_{xd(i)} \end{aligned} \right] \text{----- (c5)}
\end{aligned} \tag{6.20}$$

$\text{mid}\{\cdot\}$: 中間値を返す関数, $\min\{\cdot\}$: 最小値を返す関数

現実的なケースでは、接続相の正解既知のデータがフィルタ最適化のために利用可能な場合に(c1)-(c3)を、利用できない場合には(c4)や(c5)を使用する。

(c4)(c5)を使用する場合は、 \min 値が正解とは限らないため、単純なハイパスフィルタを電流信号に適用して \min 値が正解になる確率を向上させたものを原信号として扱い、これを用いてフィルタの最適化を行う。あるいは、単純なハイパスフィルタを電流信号に適用したものをを用いた接続相判定を行った結果を仮の正解とし、(c1)-(c3)の定義を信頼度指標としてフィルタ最適化を行う。これらの処理はループさせることも考えられる。

(6.19)式の各項は、需要家 i ごとに変化する量であるが、これらを接続相判定の対象にしている需要家の母集団から抽出されるサンプルであると考え、離散化された各周波数に対応する $A(\omega_k)$ と、その全帯域にわたる総和としての α をあらためて確率変数として定義する

$$\begin{aligned}
\alpha &= \sum_{k=0}^{N-1} A(\omega_k) \\
\text{where} & \quad . \\
A(\omega_k) &= NK_{x2d}(\omega_k) - NK_{x1d}(\omega_k)
\end{aligned} \tag{6.21}$$

尚，差分として使用する相関係数の組に(c3)(c5)を採用する場合の $NK_{x2d}(\omega_k)$ は，定義に従って次のように求めればよい．他のケースでは(6.18)式の定義をそのまま用いる

$$NK_{x2d}(\omega_k) = \frac{1}{2} \sum_{\substack{x2 \in \{a,b,c\} \\ x2 \neq x1}} \left(\frac{\text{Re} \left[\left\langle \hat{I}_{x2}^*(\omega_k) \hat{I}_d(\omega_k) \right\rangle \right]}{\sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} \left\langle \left| \hat{I}_{x2}(\omega_k) \right|^2 \right\rangle} \sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} \left\langle \left| \hat{I}_d(\omega_k) \right|^2 \right\rangle}} \right) . \quad (6.22)$$

また，(6.21)式において，異なる周波数に対応する確率変数 $A(\omega_k)$ 同士は独立でなく，何らかの共分散関係にあることを想定する(特に正規分布を仮定しなくとも良い)．このとき，各需要家に対応する値をサンプルとする確率変数値の平均，分散，共分散は以下のような関係を持つことになる．

$$\begin{aligned} E[\alpha] &= \sum_{k=0}^{N-1} E[A(\omega_k)] \\ \text{Var}[\alpha] &= \sum_{k=0}^{N-1} \text{Var}[A(\omega_k)] + 2 \sum_{\substack{0 \leq k, l \leq N-1 \\ k < l}} \text{Cov}[A(\omega_k), A(\omega_l)] \\ \text{where} \end{aligned} \quad (6.23)$$

$$E[A(\omega_k)] = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M A_i(\omega_k)$$

$$\text{Var}[A(\omega_k)] = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (A_i(\omega_k) - E[A(\omega_k)])^2$$

$$\text{Cov}[A(\omega_k), A(\omega_l)] = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (A_i(\omega_k) - E[A(\omega_k)])(A_i(\omega_l) - E[A(\omega_l)])$$

但し， M ：需要家数， $E[\]$ ：標本平均， $\text{Var}[\]$ ：標本分散， $\text{Cov}[\]$ ：標本共分散．

6.5.2 デジタルフィルタ

(6.21)式で定義される確率変数としての信頼度指標 α は、需要家の母集団に対応した確率分布を持つ。接続相判定の信頼度としては、 α の平均値は大きいほど、分散は小さいほど良いと考えられる。しかしながら、前述したように電力需要の日周期性などから来る擬似的な相関関係が、接続相判定に対して悪影響を与えることが確認されており、接続相判定に対する有効性は α の帯域ごとに異なっていると考えられる。

そこで、(6.21)式の周波数成分の和に適切な係数を乗算するデジタルフィルタを考え、これらの係数達を最適化することを考える。ここでの係数はフィルタの周波数特性を表現している

$$\alpha' = \sum_{k=0}^{N-1} b_k A(\omega_k) \quad . \quad (6.24)$$

b_k : フィルタの周波数特性

このとき、フィルタを適用する前後の統計量は次式のような関係を持つことになる

$$\begin{aligned} E[\alpha'] &= \sum_{k=0}^{N-1} b_k E[A(\omega_k)] \\ \text{Var}[\alpha'] &= \mathbf{b}^T \mathbf{G} \mathbf{b} \end{aligned}$$

where

$$\mathbf{b} = (b_0, \dots, b_N)^T$$

$$\mathbf{G} = \begin{pmatrix} \text{Cov}[A(\omega_0), A(\omega_0)] & \dots & \text{Cov}[A(\omega_0), A(\omega_N)] \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{Cov}[A(\omega_N), A(\omega_0)] & \dots & \text{Cov}[A(\omega_N), A(\omega_N)] \end{pmatrix} \quad . \quad (6.25)$$

6.5.3 フィルタ特性の最適化問題

前項で述べたデジタルフィルタの出力に対し、その平均値を一定にしたときの分散値の最小化問題の解として、最適フィルタの周波数特性: $\tilde{\mathbf{b}}$ を求める。 (6.25)式から、この最適化問題は次のような二次計画問題に定式化できる

$$\begin{aligned}
 & \min : \mathbf{b}^T \mathbf{G} \mathbf{b} \\
 & s.t. \\
 & \sum_{k=0}^{N-1} b_k E[A(\omega_k)] = 1, \\
 & 0 \leq b_k \quad (k = 0 \dots N) \\
 & where \\
 & \mathbf{b} = (b_0, \dots, b_N)^T \\
 & \mathbf{G} = \begin{pmatrix} \text{Cov}[A(\omega_0), A(\omega_0)] & \dots & \text{Cov}[A(\omega_0), A(\omega_N)] \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{Cov}[A(\omega_N), A(\omega_0)] & \dots & \text{Cov}[A(\omega_N), A(\omega_N)] \end{pmatrix}.
 \end{aligned} \tag{6.26}$$

この問題は、フィルタ出力の平均値が一定であるという制約のもとに最小化する問題になっている。確率分布の視点で言うと確率変数である α' (平均: $\mu_{\alpha'}$, 分散: $\sigma_{\alpha'}^2$) は、フィルタの周波数特性を変化させることによってその分布が変化するが、このときの $\sigma_{\alpha'}^2 / \mu_{\alpha'}$ あるいは $\sigma_{\alpha'} / \mu_{\alpha'}$ を $\mu_{\alpha'} = 1$ の制約下で最小化していることになる。前者はいわゆるSNRの逆数的な量、後者は変動係数と呼ばれる統計量であり、これらは測定値等の確率分布の品質を定量化するためによく用いられる。従って、 $\mu_{\alpha'} = 1$ に固定したときの目的関数の最小値として得られる最小分散: $\tilde{\sigma}_{\alpha'}^2$ または最小標準偏差: $\tilde{\sigma}_{\alpha'}$ およびこれらの逆数は、接続相判定結果の信頼度として利用することができる。

上で目的関数になっている二次形式の表現行列は分散共分散行列であるため、対称な半正定値行列になる。従って、この問題は凸二次計画と呼ばれる比較的解きやすいタイプに属する。尚、このような二次計画問題化のベースとする信頼度指標は、(6.19)式の例に限定されるものではなく、指標が周波数成分の線型和で表現できる量ならば、様々なものを利用した分散の最小化問題を考えることができる。また、上では出力平均を1に置いているが、この値は任意でよく、求められる最適フィルタ特性: $\tilde{\mathbf{b}}$ は定数倍の自由度をもつので、倍率を後で調整することも可能である。

6.5.4 最適フィルタの適用

前項の問題を解いて得た最適フィルタの周波数特性: $\tilde{\mathbf{b}} = (\tilde{b}_1, \dots, \tilde{b}_N)^T$ を接続相判定に利用するには、フィルタ適用後の相関係数: $\tilde{\rho}_{xd}$ を計算してその大きさを比較すれば良い。具体的には以下のよう計算になる

$$\tilde{\rho}_{xd} = \sum_{k=0}^{N-1} \tilde{b}_k NK_{xd}(\omega_k) \quad (x \in \{a, b, c\})$$

where

$$NK_{xd}(\omega_k) = \frac{\text{Re} \left[\langle \hat{I}_x^*(\omega_k) \hat{I}_d(\omega_k) \rangle \right]}{\sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} \langle |\hat{I}_x(\omega_k)|^2 \rangle} \sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} \langle |\hat{I}_d(\omega_k)|^2 \rangle}}$$

相関係数を周波数領域で計算することのメリットは、上のようにフィルタ演算が単なる乗算で済むことにもある。時間領域のフィルタ計算は畳み込み演算になるため計算量が大きく、フィルタ特性からフィルタ係数の決定には逆フーリエ変換が必要になるため、数値計算上の誤差要因が増えてしまう欠点もある。周波数領域の情報から、直接フィルタ適用後の相関係数を計算すれば、これらの欠点を回避することができる。

6.6 トランス接続相判定における量子化誤差の影響低減

センサ内蔵開閉器を使用して取得される高圧側の各線電流のデータは、高圧電流の測定であるため、計測器内で最終的に離散化される際に大きな量子化誤差が入ってしまうケースがある。この章では、量子化誤差のパワースペクトル関数が既知であることを仮定し、これを使った補正を実施した後に相関係数を算出することによって、接続相判定に対する悪影響を低減する方法について述べる。また、同様の補正後にフィルタの最適化と適用を行う方式についてもあわせて記述する。

6.6.1 量子化誤差

アナログ信号の量子化に伴う誤差は、その量子化幅のなかでランダムに変動するノイズであるため、しばしば単純なホワイトノイズとして扱われる。ホワイトノイズとは、平均値が0で有限な分散を持つようなランダムノイズであり、その分布には正規分布が仮定されることが多い(ガウシアンノイズ)。しかし必ずしも正規分布に限定されるものではなく、実際、ディジタイズを四捨五入で行う場合の量子化誤差は、量子化幅の上で一様分布する。

ホワイトノイズの著しい特徴は、そのパワースペクトルが定数関数になることである。厳密に定数になるには理論的に無限長のノイズが必要になるが、問題としている帯域内での変化が充分なだけであるならば、実質的な定数として扱ってよいと考えられる。ここでは量子化誤差を、以下のような加法的ノイズとして定義する

$$\begin{aligned} I'_x(t) &= I_x(t) + \varphi(t) \\ \hat{I}'_x(\omega) &= \hat{I}_x(\omega) + \Phi(\omega) \quad (x \in \{a, b, c\}) \\ \Phi(\omega) &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \varphi(t) e^{-i\omega t} dt \end{aligned} \tag{6.28}$$

$I'_x(t)$: 量子化後に観測される線電流信号

$I_x(t)$: 真の線電流信号(観測不可能)

$\hat{I}'_x(\omega)$: 量子化後に観測される線電流信号のスペクトル

$\hat{I}_x(\omega)$: 真の線電流信号のスペクトル(観測不可能)

$\varphi(t)$: 量子化誤差の時系列

$\Phi(\omega)$: 量子化誤差のスペクトル

尚、本論文では高圧側の線電流値が高圧電流の測定になるため量子化誤差の影響が大きく、これに比べると需要家の消費に起因する相電流への量子化誤差の影響¹⁴は小さいと見て無視しているが、後者についても線電流と同様の扱いで補正を導入することは容易である。

¹⁴ 実際にはスマートメータの消費電力量の計測における量子化誤差の影響になる。

量子化誤差: $\varphi(t)$ を理想的なホワイトノイズとして扱う場合のパワースペクトル: $|\Phi(\omega)|^2$ は、定数関数であり、その値は次のように元の時系列の分散に等しくなることが知られている。

$$|\Phi(\omega)|^2 = \sigma_\varphi^2 \quad (6.29)$$

但し、 σ_φ^2 : $\varphi(t)$ の分散

特に、測定値を四捨五入して量子化幅: Δ の離散値とし、その量子化誤差が一様分布する場合の、パワースペクトルの理論値は以下で与えられる。

$$|\Phi(\omega)|^2 = \sigma_\varphi^2 = \frac{\Delta^2}{12} \quad (6.30)$$

但し、 Δ : 量子化幅

以降に、上の理論値の導出過程を示す^{[46][47]}。

まず、測定されたのアナログ値: x ($x \in [X_{\min}, X_{\max}]$) は M 個の区間 $[b_{q-1}, b_q)$ ($q=1, \dots, M$) ごとに量子化され、その中央値: \hat{x}_q を取るものとする、すべての区間長が量子化幅: Δ に等しい場合、これらの変数の間には次の関係が成り立つ。

$$\begin{aligned} b_q &= X_{\min} + \Delta \cdot q \quad (q=0, \dots, M) \\ \hat{x}_q &= X_{\min} + \Delta \cdot q - 0.5\Delta \quad (q=1, \dots, M) \\ \text{where} \\ \Delta &= \frac{X_{\max} - X_{\min}}{M} \end{aligned} \quad (6.31)$$

この時、確率密度関数: $p(x)$ で分布するアナログ値の量子化誤差の分散: σ_q^2 は、次式で与えられる。

$$\begin{aligned} \sigma_q^2 &= \sum_{q=1}^M \int_{X_{\min} + \Delta \cdot (q-1)}^{X_{\min} + \Delta \cdot q} (\hat{x}_q - x)^2 p(x) dx \\ &= \sum_{q=1}^M \int_{X_{\min} + \Delta \cdot (q-1)}^{X_{\min} + \Delta \cdot q} (X_{\min} + \Delta \cdot q - 0.5\Delta - x)^2 p(x) dx \\ &= \sum_{q=1}^M \int_{-0.5\Delta}^{0.5\Delta} y^2 p[X_{\min} + \Delta \cdot q - (y + 0.5\Delta)] dy \quad (y = X_{\min} + \Delta \cdot q - 0.5\Delta - x) \\ &= \sum_{q=1}^M \int_{-0.5\Delta}^{0.5\Delta} y^2 p[b_q - (y + 0.5\Delta)] dy \\ &= \sum_{q=1}^M \int_{-0.5\Delta}^{0.5\Delta} y^2 p(\hat{x}_q - y) dy \quad (\hat{x}_q = b_q - 0.5\Delta) \end{aligned} \quad (6.32)$$

特に、アナログ値: x が次の一様分布に従うとき、

$$p(x) = \frac{1}{X_{\max} - X_{\min}}, x \in [X_{\min}, X_{\max}] \quad (6.33)$$

y は各区間 $[b_{q-1}, b_q)$ ($q = 1, \dots, M$) において以下のような分布を持つ.

$$p(y) = \frac{1}{X_{\max} - X_{\min}}, y \in [-0.5\Delta, 0.5\Delta] \quad (6.34)$$

従って、(6.32)最終式の被総和項の値は q によらないため次のように書き換えられ、この場合の量子化誤差の分散は量子化幅だけで決まることがわかる.

$$\begin{aligned} \sigma_q^2 &= M \int_{-0.5\Delta}^{0.5\Delta} y^2 p(\hat{x}_1 - y) dy = \frac{M}{X_{\max} - X_{\min}} \int_{-0.5\Delta}^{0.5\Delta} y^2 dx \\ &= \frac{1}{\Delta} \cdot \frac{\Delta^3}{12} = \frac{\Delta^2}{12} \end{aligned} \quad (6.35)$$

(6.28)のように加法的であり、かつ等長の区間内で一様分布する量子化誤差を仮定する場合には、アナログ値自身も(6.33)のような一様分布をするので、(6.35)から、(6.30)が成立する. この理論値は測定値の変動に対して量子化幅が充分小さな時、すなわち量子化誤差の一様分布の仮定が成り立ちやすい時には、よい近似になるとされている.

6.6.2 相関係数の計算における量子化誤差の影響補正

定数関数でなくとも、量子化誤差のパワースペクトル: $|\Phi(\omega)|^2$ を既知として良い場合には、これを使って補正した相関係数を用いることによって、接続相判定に与える影響を原理的には排除することが可能である。具体的には、(6.18)式の計算に際して、この補正を実施してから相関係数を算出すれば良い。

先ず、(6.18)式中の コスペクトル: $K_{xd}(\omega)$ と自己相関関数: $C_{xx}(0)$ に対して、以下のような補正を加える

$$\int_{-\infty}^{\infty} K_{xd}(\omega) d\omega = 2 \int_0^{\infty} \text{Re}[S_{xd}(\omega)] d\omega \sim 2\Delta\omega \sum_{k=0}^{N-1} \text{Re} \left[\left\langle \frac{2\pi}{T} (\hat{I}'_x(\omega_k) - \Phi(\omega_k))^* \hat{I}_d(\omega_k) \right\rangle \right] \quad (6.36)$$

$$C_{xx}(0) = \int_{-\infty}^{\infty} S_{xx}(\omega) d\omega = 2 \int_0^{\infty} S_{xx}(\omega) d\omega \sim 2\Delta\omega \sum_{k=0}^{N-1} \left\langle \frac{2\pi}{T} |\hat{I}'_x(\omega_k) - \Phi(\omega_k)|^2 \right\rangle$$

ここで、量子化誤差のスペクトル: $\Phi(\omega)$ の位相がランダムでありかつ、電流信号のスペクトルとは独立であることを仮定すると、 $\langle \Phi \rangle = 0$, $\langle \Phi \hat{I} \rangle = \langle \Phi \rangle \langle \hat{I} \rangle = 0$ であることから、上式のアンサンブル平均は次のように書き換えられる。

$$\begin{aligned} \left\langle \frac{2\pi}{T} (\hat{I}'_x(\omega_k) - \Phi(\omega_k))^* \hat{I}_d(\omega_k) \right\rangle &= \left\langle \frac{2\pi}{T} \hat{I}'_x^*(\omega_k) \hat{I}_d(\omega_k) \right\rangle \\ \left\langle \frac{2\pi}{T} |\hat{I}'_x(\omega_k) - \Phi(\omega_k)|^2 \right\rangle &= \left\langle \frac{2\pi}{T} (|\hat{I}'_x(\omega_k)|^2 + |\Phi(\omega_k)|^2) \right\rangle \end{aligned} \quad (6.37)$$

上の結果を(6.16)式に用いれば、線電流: $I_x(t)$ と需要家dの消費に対応する相電流: $I_d(t)$ の相関係数: ρ_{xd} を量子化誤差の影響補正して計算した結果は、以下で与えられる

$$\begin{aligned} \rho_{xd} &= \frac{1}{\sqrt{C_{xx}(0)} \sqrt{C_{dd}(0)}} \int_{-\infty}^{\infty} K_{xd}(\omega) d\omega \\ &\sim \frac{2\Delta\omega \sum_{k=0}^{N-1} \text{Re} \left[\left\langle \frac{2\pi}{T} (\hat{I}'_x(\omega_k) - \Phi(\omega_k))^* \hat{I}_d(\omega_k) \right\rangle \right]}{\sqrt{2\Delta\omega \sum_{k=0}^{N-1} \left\langle \frac{2\pi}{T} |\hat{I}'_x(\omega_k) - \Phi(\omega_k)|^2 \right\rangle} \sqrt{2\Delta\omega \sum_{k=0}^{N-1} \left\langle \frac{2\pi}{T} |\hat{I}_d(\omega_k)|^2 \right\rangle}} \quad (6.38) \\ &= \frac{\sum_{k=0}^N \text{Re} \left[\left\langle \hat{I}'_x^*(\omega_k) \hat{I}_d(\omega_k) \right\rangle \right]}{\sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} \left\langle |\hat{I}'_x(\omega_k)|^2 + |\Phi(\omega_k)|^2 \right\rangle} \sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} \left\langle |\hat{I}_d(\omega_k)|^2 \right\rangle}} \quad (x \in \{a, b, c\}) \end{aligned}$$

さらに、量子化誤差のスペクトル振幅を実定数関数 $(|\Phi(\omega_k)|^2 = C^2)$ と見なして良い場合には、次のように簡略化される

$$\rho_{xd} \sim \frac{\sum_{k=0}^{N-1} \text{Re} \left[\langle \hat{I}'_x(\omega_k) I_d(\omega_k) \rangle \right]}{\sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} \left(\langle |\hat{I}'_x(\omega_k)|^2 \rangle + C^2 \right)} \sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} \langle |\hat{I}_d(\omega_k)|^2 \rangle}} \quad (x \in \{a, b, c\}) \quad . \quad (6.39)$$

尚、より一般に需要家側の相電流に対しても量子化誤差の補正を考える場合の相関係数の計算式は次のようになる

$$\begin{aligned} \rho_{xd} &= \frac{1}{\sqrt{C_{xx}(0)} \sqrt{C_{dd}(0)}} \int_{-\infty}^{\infty} K_{xd}(\omega) d\omega \\ &\sim \frac{2\Delta\omega \sum_{k=0}^{N-1} \text{Re} \left[\left\langle \frac{2\pi}{T} (\hat{I}'_x(\omega_k) - \Phi_x(\omega_k))^* (\hat{I}'_d(\omega_k) - \Phi_d(\omega_k)) \right\rangle \right]}{\sqrt{2\Delta\omega \sum_{k=0}^{N-1} \left\langle \frac{2\pi}{T} |\hat{I}'_x(\omega_k) - \Phi_x(\omega_k)|^2 \right\rangle} \sqrt{2\Delta\omega \sum_{k=0}^{N-1} \left\langle \frac{2\pi}{T} |\hat{I}'_d(\omega_k) - \Phi_d(\omega_k)|^2 \right\rangle}} \quad . \quad (6.40) \\ &= \frac{\sum_{k=0}^N \text{Re} \left[\langle \hat{I}'_x(\omega_k) \hat{I}_d(\omega_k) \rangle \right]}{\sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} \langle |\hat{I}'_x(\omega_k)|^2 + |\Phi_x(\omega_k)|^2 \rangle} \sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} \langle |\hat{I}'_d(\omega_k)|^2 + |\Phi_d(\omega_k)|^2 \rangle}} \quad (x \in \{a, b, c\}) \end{aligned}$$

上式で、 $|\Phi_x(\omega_k)|^2$ は、線電流の量子化誤差のパワースペクトル、 $|\Phi_d(\omega_k)|^2$ は、需要家側の相電流の量子化誤差のパワースペクトルである。また、 $\Phi_x(\omega_k), \Phi_d(\omega_k)$ の位相がランダムでありかつ、電流信号のスペクトルとは独立、誤差スペクトル同士も独立であることを仮定すると、
 $\langle \Phi_x \rangle = \langle \Phi_d \rangle = 0, \langle \Phi_x \hat{I} \rangle = \langle \Phi_x \rangle \langle \hat{I} \rangle = 0, \langle \Phi_d \hat{I} \rangle = \langle \Phi_d \rangle \langle \hat{I} \rangle = 0, \langle \Phi_x \Phi_d \rangle = \langle \Phi_x \rangle \langle \Phi_d \rangle = 0$
とできることを使っている。

6.6.3 量子化誤差のスペクトルの扱い

前項で述べたような量子化誤差の影響補正を行うためには、量子化誤差のパワースペクトル： $|\Phi(\omega)|^2$ の具体的なかたちが必要になる。これを推定するためには以下のような方針があり得る。

- (a) (6.30)式のような理論値を採用する。
- (b) パワースペクトル推定のために、量子化前後の時系列データが利用できる場合には、多数サンプルの統計処理から、 $|\Phi(\omega)|^2$ を実関数や実定数関数のかたちで推定する。

以下では、(b)の具体的な手順を述べる。量子化前後の時系列データが利用できる場合の量子化誤差のスペクトルは、(6.28)式から、次式

$$\begin{aligned}\Phi(\omega) &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \varphi(t) e^{-i\omega t} dt \\ \text{where} \\ \varphi(t) &= I'_x(t) - I_x(t)\end{aligned}\tag{6.41}$$

で与えられるが、量子化誤差はランダム信号であることから、通常は全区間をいくつかの区間で区切り、高速フーリエ変換(FFT)などで区間ごとに求めたパワースペクトルのアンサンブル平均：

$\langle |\Phi(\omega_k)|^2 \rangle$ で推定したスペクトル(直接法)が用いられる。さらに、スペクトルが定数関数であることを仮定する場合には、次式のように周波数軸上でさらに平均を取ることによって定数値を推定すれば良い。

$$C^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{k=0}^{N-1} \langle |\Phi(\omega_k)|^2 \rangle\tag{6.42}$$

6.6.4 量子化誤差の影響補正後のフィルタ最適化

判定精度向上のために適用するデジタルフィルタは、一般に量子化誤差の影響補正前後で異なる特性をもったものになる。そのため、量子化誤差の影響補正後のデータに対してフィルタ最適化を実施するためには、(6.21)式で確率変数化した正規化コスペクトルの差分

$$A(\omega_k) = \frac{K_{x2d}(\omega_k)}{C_{x2}(0)C_d(0)} - \frac{K_{x1d}(\omega_k)}{C_{x1}(0)C_d(0)} \quad (6.43)$$

に、(6.37)式を使った補正を加える必要がある。その結果は $\Phi(\omega_k)$ を一般の実数関数として扱う場合には以下

$$A(\omega_k) = \frac{\sum_{k=0}^{N-1} \text{Re} \left[\langle \hat{I}'_{x2}(\omega_k) \hat{I}_d(\omega_k) \rangle \right]}{\sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} \left(\langle |\hat{I}'_{x2}(\omega_k)|^2 \rangle + |\Phi(\omega_k)|^2 \right)} \sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} \langle |\hat{I}_d(\omega_k)|^2 \rangle}} - \frac{\sum_{k=0}^{N-1} \text{Re} \left[\langle \hat{I}'_{x1}(\omega_k) \hat{I}_d(\omega_k) \rangle \right]}{\sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} \left(\langle |\hat{I}'_{x1}(\omega_k)|^2 \rangle + |\Phi(\omega_k)|^2 \right)} \sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} \langle |\hat{I}_d(\omega_k)|^2 \rangle}} \quad (6.44)$$

実定数関数 $(|\Phi(\omega_k)|^2 = C^2 \in \mathbb{R})$ とみなせる場合には以下

$$A(\omega_k) = \frac{\sum_{k=0}^{N-1} \text{Re} \left[\langle \hat{I}'_{x2}(\omega_k) I_d(\omega_k) \rangle \right]}{\sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} \left(\langle |\hat{I}'_{x2}(\omega_k)|^2 \rangle + C^2 \right)} \sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} \langle |\hat{I}_d(\omega_k)|^2 \rangle}} - \frac{\sum_{k=0}^{N-1} \text{Re} \left[\langle \hat{I}'_{x1}(\omega_k) I_d(\omega_k) \rangle \right]}{\sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} \left(\langle |\hat{I}'_{x1}(\omega_k)|^2 \rangle + C^2 \right)} \sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} \langle |\hat{I}_d(\omega_k)|^2 \rangle}} \quad (6.45)$$

のようになる。

量子化誤差の影響を補正して最適フィルタを求める場合には、上の値を多数の需要家について求めたサンプルからの統計量を使用して作成した、(6.26)式の最適化問題を解けばよい。

6.6.5 量子化誤差の影響補正後の接続相判定

(6.38)や(6.39)式の結果をもとに(6.26)式の問題を解いて得た最適フィルタの周波数特性:

$\tilde{\mathbf{b}} = (\tilde{b}_0, \dots, \tilde{b}_{N-1})^T$ を接続相判定に利用するには, (6.27)式の相関係数の計算を量子化誤差の影響を補正するように書き換えれば良く, 具体的には次のようになる.

$$\tilde{\rho}_{xd} = \sum_{k=0}^{N-1} \tilde{b}_k NK_{xd}(\omega_k) \quad (x \in \{a, b, c\})$$

(6.46)

where

$$NK_{xd}(\omega_k) = \frac{\text{Re}[\langle \hat{I}_x^*(\omega_k) \hat{I}_d(\omega_k) \rangle]}{\sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} \langle |\hat{I}_x(\omega_k)|^2 + |\Phi(\omega_k)|^2 \rangle} \sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} \langle |\hat{I}_d(\omega_k)|^2 \rangle}}$$

接続相判定は, 上の定義式を使って三種類の相関係数を求め, (5.10)のロジックに従って行う. この手法では, 相関係数を求めるために周波数領域の情報のみを用いるので, 直接的な時間領域の情報は不要である. 言い換えると, 量子化誤差そのものを時間軸上で補正するのではなく, 周波数領域で量子化誤差の影響を排除した相関係数の算出やフィルタ最適化を行うことによって, 最終的な接続相判定への影響を抑制しつつ判定精度向上をはかっていることになる.

6.7 数値実験Ⅱ

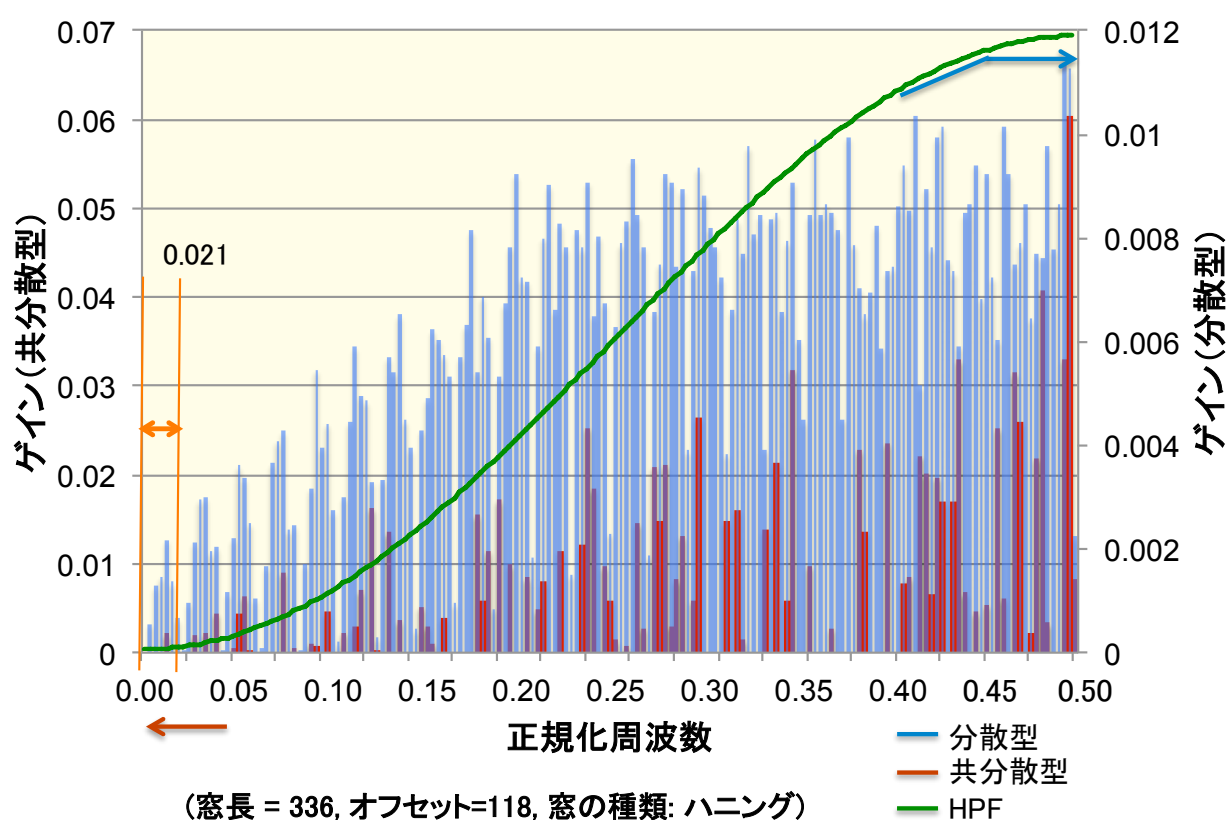
この節では、周波数領域の情報を使用したトランス接続相判定アルゴリズムの精度評価のために実施した数値実験について報告する。数値実験システムと利用データに関しては、第5章の数値実験Ⅰと同じものを使用している。また、今回の数値実験においては、量子化誤差の影響補正についての評価は実施していない。

6.7.1 最適フィルタの導出

数値実験の一環として、(6.26)式の凸二次計画問題を解くことによる、最適フィルタの導出を行った。(6.26)式の評価関数に含まれる分散共分散行列としては、定義通りに算出するもの(共分散型)と、定義の対角成分以外の共分散値を0として、共分散関係を考慮しないもの(分散型)の二種類を設定して、それぞれに対応する最適フィルタの特性ベクトルを求めている。尚、分散共分散行列の非対角成分を0におく場合の求解は、ラグランジュの未定係数法で解くことと等価である。

分散共分散行列の各要素の具体的な値を計算するために、接続相の正解は便宜上既知であるとし、(6.19)式の信頼性指標には(c3)の定義を採用した。実際の運用ではもちろん正解は未知あるいは部分的にしか既知ではないが、今回のような数値実験から求めた最適フィルタを、他の一般の場合にも適用することは可能である。このフィルタがどの程度有効であるかは、様々なケースでの需要家の消費電力データの周波数領域での性質がどの程度類似しているかに左右される。日周期性が顕著にあるような性質は、多くの場合共通であると考えられるが、最終的には実フィールドで評価されるべき事項であろう。

[図18]に、導出された二種類の最適フィルタの周波数特性を示す。図の横軸は、サンプリング周波数で正規化した周波数であるが、接続相判定に対して有効にはたらない日周期に対応する正規化周波数: 0.021と、その整数倍の高調波を選択的にカットする複雑なフィルタ特性になっている。この特性形状から見ても、所望の性質を持ったフィルタが最適化により自動的に導出されたと判断できる。このような傾向は共分散型フィルタの方でより顕著であり、特に低周波側はかなりの割合でカットされていることがわかる。また、図で緑色のラインで示している周波数特性は、当初使用していた単純なハイパスフィルタ(HPF)のものであるが、おおまかな傾向は分散型のもものと類似していることが見て取れ、マニュアルで暫定的に特性を決めたハイパスフィルタも、そう外していなかったことが分かる。



[図18] 最適フィルタの周波数特性

尚、フィルタ最適化において計算量上のボトルネックになるのは(6.26)式の二次計画の部分であった。この数値実験で解いている問題の行列サイズは168×168であるが、導出されたフィルタ特性に特徴的な、日周期に対応する周波数とその高調波が充分に分解・抑制できているため、現状程度のサイズ設定で問題ないものと考えている。

6.7.2 数値実験結果

[表6]に、今回の数値実験 IIの結果を示す。表の上二段は、比較のために数値実験 Iの結果から抽出したものである。下二段の結果は、(6.26)式の凸二次計画問題を解いて導出した最適フィルタを、接続相判定の前処理として各電流信号に適用した場合の正答率である。下二段のうち、上方は(6.26)式の目的関数に含まれる分散共分散行列の非対角成分を0において分散値のみを考慮したもの、下方は定義通りに共分散まで考慮したものになっている。尚、原信号の時系列には、いずれも4[A]幅の量子化を意図的にほどこしたデータを使用している。

従来のハイパスフィルタを適用後の時間領域相関係数によって接続相を判定する方式の正答率(緑字の部分)と、今回の最適フィルタ適用後の周波数領域相関係数による方式の正答率(赤字の部分)を比較すると、他の条件にもよるが、数%から十数%の向上が見られる。特に、最長のデータと最大数のスマートメータデータが利用できる好条件下では、約300個のトランス全数に対して、正しい接続相を判定できており、提案方式による改善が顕著であることを示している。

[表6] 数値実験 IIの正答率

線電流データの 種別	接続相判定方式	データ利用期間 /メータ普及率	1年	3ヶ月	1ヶ月
量子化 データ	時間領域相関係数 (フィルタなし)	15%	54.7%	55.0%	51.1%
		100%	78.4%	75.3%	71.2%
量子化 データ	時間領域相関係数 (ハイパスフィルタ)	15%	85.1%	64.5%	52.6%
		100%	97.6%	89.1%	75.6%
量子化 データ	周波数領域相関係数 (分散型)	15%	92.6%	77.4%	-
		100%	99.3%	96.7%	-
量子化 データ	周波数領域相関係数 (共分散型)	15%	97.0%	78.9%	-
		100%	100.0%	97.2%	-

6.8 本章のまとめ

本章では、相関係数の計算方式について周波数領域情報を用いた再定義を行い、これを利用するトランス接続相の新しい判定方式を提案した。周波数領域情報を用いることのねらいは、正答率向上のために接続相判定の前処理に用いるデジタルフィルタ特性の自動最適化と、電流測定値の量子化誤差が判定に与える影響を軽減する補正処理を実現することである。特に、最適フィルタの導出アルゴリズムは、ポートフォリオ最適化技術の一つの応用として、接続相判定の信頼性指標の分散をフィルタ出力一定の制約下で最小化する問題に定式化されている。章の後半では、提案方式の効果を数値実験によって検証し、トランス接続相判定の正答率向上が顕著であることを示した。実験では、いくつかの異なる条件下で実際に最適フィルタを導出し、従来方式との正答率の比較を行った。

7. 結論

本研究では、スマートグリッドにおいて発生するオペレーショナルリスク上の問題に対して、現代投資理論を基礎とするリスク最適化手法を提案した。提案手法の適用先には、気象リスク下のDLCポートフォリオの最適化と、柱上トランスの接続相判定問題を設定した。これらの問題は、電力網最大の機能である需給バランス確保に対するリスク及び、安定的な電力供給のための電圧変動リスクの低減に直接・間接に関係しており、スマートグリッドの健全な運用における、重要な課題である。

本論文の第1章では、スマートグリッドの概要とその周辺に発生するオペレーショナルリスク管理上の諸問題について説明し、第2章では提案手法に関連する既存技術として、現代投資理論のMarkowitzモデルによるポートフォリオ最適化手法と、柱上トランスの接続相判定の既存技術について説明した。第3章は「気象リスク下のDLCポートフォリオ最適化」と題し、不確実性の主因を外気温予報の誤差におく、空調機器の節電運転に関する大規模計画問題に対して、初段にポートフォリオ最適化を配した二段階の近似解法を提案し、その効果を数値実験によって検証した。第4章では、柱上トランスの接続相判定問題の詳細を述べ、第5章で、スマートメータで取得する消費電力データと、配電系高圧側で計測される電流データの相関係数を比較することによって接続相を自動判定する方式を提案した。また、単純なハイパスフィルタを判定の前処理に適用したシミュレーションによって、手法が有望であることを示した。続く第6章では、周波数領域情報による相関係数の再定義を行い、ポートフォリオ最適化技術を最適フィルタの導出に適用することを提案し、数値実験によってトランス接続相判定の正答率向上が顕著であることを示した。

本研究の主要な成果は、投資理論のMarkowitzモデルの枠組みを、相関のある確率変数の和の分散を最小化する数理的手段として扱い、DLCポートフォリオ最適化問題と、柱上トランスの接続相判定問題における最適フィルタの導出に適用することにより、スマートグリッドのオペレーショナルリスク管理上の二つの重要な問題を解決可能としたことにある。提案した最適化手法の検証では、実データを利用する数値実験を実施したが、特にトランス接続相判定方式の評価では、実際の電力消費データからの回路計算にもとづく精密な評価を行った。今後は、実際の配電系の接続相を判定して回路を確定した後に、配電網の電圧分布の推定や逆潮流問題を解決するための設備計画問題への取り組みを、研究の次のステップとして計画している。

現在世界各地で、スマートシティ(環境配慮型都市)に関連するプロジェクトが進行しており、電機・電力・通信・土木・建築業界の各社が、家庭やビル商業施設で使う電気の需給を街全体で調節し、省エネルギーや再生可能エネルギーの普及による二酸化炭素排出量の削減につなげる努力が進められている。また、再生可能エネルギーは未だ高コストであり、経済合理性だけから見ると普及がおぼつかないため、各国政府は補助金制度やFIT(Feed-in Tariff: 固定価格買取制度)などの施策によって普及を促進している。このような現状は、再生可能エネルギーの普及に対して、社会全体の協力やコスト負担が不可欠であることを示している。

スマートグリッドはスマートシティ構想の重要な一部であり、再生可能エネルギーの普及を、需給バランスの確保や、供給電圧の安定化等の側面で支えることが期待されている。季節や時間

帯によって発電量が変わる再生可能エネルギーは、そのままでは本性的に不安定な電源である。その不安定性のあらわれが、本論文で問題にした需給バランスリスクや電圧変動リスクであり、リスク要因は気象条件、節電を含む発電量、電力需要量などの確率的変動である。主に経済学的な分野に起源を持つリスク最適化の枠組みは、このような不確実性下の確率的最適化に対して有効であり、その一端を本論文で示すことができた。特に柱上トランス接続相の自動判定方式については、すでに各所で検討されている配電網管理の高度化によって、電力自由化時代に信頼性の高いネットワークを実現して行くための人的・金銭的なコストを大幅に低減できるものと期待している。今後は、Markowitzモデルを含む様々なリスク管理や数理ファイナンスの手法を、電力網を中心とした社会基盤の安定的、効率的なオペレーションに活かし、データや科学的根拠に基づく社会システムの構築に貢献したいと考えている。

謝辞

本研究は、多くの方々のご支援とご助力をもって遂行されました。以下にその一部の方のお名前を記して感謝の意を表します。

まず何より、本論文の主査であり主任指導教官でもある国立情報学研究所の曾根原 登教授におかれましては、私の総合研究大学院大学における研究活動全般にわたる多大なご指導と根気づよいご支援をいただきましたことに、深謝いたします。なかなか卒業できない私のような学生に対して、先生の叱咤激励がなければ本研究が日の目を見ることはなかったものと考えております。

また、私の入学当初の主任指導教官でありました国立情報学研究所 前副所長の東倉洋一先生には、研究に対する大所高所からのご意見と、研究の向かうべき方向についての貴重なご指導をいただきましたことを、深く感謝いたします。誠に残念なことながら、東倉先生は2013年12月にご逝去されましたが、先生の訾咳に接することができましたことは望外の幸せであったと感じております。ご存命中には多くの学恩を賜りながらお返しすることも叶わず、慚愧の念にたえません。ここに哀悼の意を表すると共に、先生のご冥福をお祈りいたします。

本論文をまとめるにあたりましては、論文審査委員の先生方からも多大な御指導と御鞭撻を賜りました。皆様の適切なご助言と激励のおかげをもちまして、本論文の質を高め、完成の日を見ることができましたことに深く感謝いたします。

総合研究大学院大学における学生生活は、専門の異なる多くの先生や同期生と接する貴重な機会でもあり、研究の上でも大いに刺激となりました。特に、国立情報学研究所 准教授の岡田仁志先生におかれましては、ご講義やゼミを通して私の経済学分野に対する目を開かせていただいたことに感謝いたします。この興味が本研究のアイディアにもつながっております。

また、学生生活全般につきましては、曾根原研究室の方々、大学院事務室、図書室の方々にたいへんお世話になりました。皆様のご助力をもちまして、社会人大学院生として快適な学生生活を送ることができましたことに感謝いたします。

本研究を進めるにあたりましては、勤務先の富士通研究所の方々にも一方ならぬお世話になりました。特に、日頃より熱心に議論して頂いた、インテリジェントシステム研究部、第一ソリューション研究部のメンバー、および富士通株式会社 スマートシティ・エネルギー推進本部の皆様には感謝いたします。もともと個人的には馴染みの薄かった電力関係の分野に対する知識と経験を迅速に獲得することは、皆様のご協力なしには不可能なことでありました。

本論文の数値実験の一部では、独立行政法人新エネルギー・産業技術総合開発機構(NEDO)が群馬県太田市で実施した「集中連携型太陽光発電システム成果普及事業」において収集された公開データを使用させていただいております。このデータは提案手法の検証に不可欠なものでありました。ここに記して御礼申し上げます。

最後に、研究と執筆で多忙な生活を支えてくれた妻と、机下や膝の上で激励しれくれた二匹の猫に感謝します。

参考文献

- [1] 吉田由起子, 紺野剛史, 園田俊浩, 竹林知善: 「事業所の節電支援のための電力需要時系列分析・見える化手法」, 第1回計測自動制御学会制御部門マルチシンポジウム, 2014 (発表番号 7A5-1、論文ID SY0002/14/0000-0942).
- [2] 高橋悟, 山根昇平, 吉田由起子, 園田俊浩, 湯上伸弘, 竹林知善: 「スマートシティのエネルギー管理における需要予測技術」, 第12回計測自動制御学会 制御部門大会, 2012(論文ID SY0003/12/0000-P0009)
- [3] 紺野剛史, 高橋 悟, 北島 弘伸, 寺西 佑太, 園田 俊浩:
「事業所タイプにおける需要予測手法の評価」, 第6回コンシューマ・デバイス&システム (CDS) 研究会, 2013 IPSJ SIG Notes 2013-GN-86(5), 1-6, 2013-01-09
- [4] 滑川 徹, 細田 康彦, 「需要曲線の特徴を考慮した H_{∞} フィルタによる短期電力需要予測」, 電気学会論文誌C, Vol.132(9), pp.1446-1453, 2012.
- [5] MARCELO ESPINOZA, JOHAN A.K. SUYKENS, RONNIE BELMANS, and BART DE MOOR: "Electric Load Forecasting", IEEE CONTROL SYSTEMS MAGAZINE, OCTOBER 2007, pp.43-57.
- [6] 山本 茂広, 橋本 岳, 橋本 武: 「太陽光発電のための日射量積算値の予測に関する基礎的研究」, 電気学会論文誌B, Vol.121, No.12(2001), pp.1708-1715.
- [7] 田村 英寿, 平口 博丸, 西澤 慶一, 小林 隆久, 宇佐美 章: 「太陽光発電のための日射量予測手法の開発(その1)-気象予測・解析システム NuWFAS による翌日の予測精度の評価-」, 電力中央研究所報告, N10029(2011.4).
- [8] 田村 英寿, 平口 博丸, 西澤 慶一, 小林 隆久, 宇佐美 章: 「太陽光発電のための日射量予測手法の開発 (その2) -予測誤差の分析と精度改善法の検討-」, 電力中央研究所報告, N13013 (2014.4).
- [9] 新エネルギー・産業技術開発機構, 「風力発電出力予測技術ガイドブック」, 平成20年 3月, < <http://www.nedo.go.jp/content/100139524.pdf> >, access date 2014/11/21.
- [10] 門倉 真二, 杉本 聡一郎, 田中 伸和, 橋本 篤, 服部 康男, 和田 浩治, 平口 博丸, 七原 俊也, 「電中研ウィンドファーム風力発電出力予測システムの開発」, 電力中央研究所報告, V08065 (2009.6).
- [11] Giebel G. et al. : "The State-Of-The-Art in Short-Term Prediction of Wind Power A Literature Overview, 2nd Edition.", Project report for the Anemos.plus and SafeWind projects, Risø, Roskilde, Denmark, 2011.
- [12] 小林広武, 石川忠夫, 上村 敏, 八太啓行, 浅利真宏, 岡田有功, 大谷哲夫: 「需要地システムの運用制御技術の開発」, 電力中央研究所報告, R08(2008.4).
- [13] 岡田 有功: 「需要地システムにおけるループコントローラの開発 - 移行過程における自律制御方式 -」, 電力中央研究所報告, T00045(2001.4).
- [14] 石丸雅章, 田町英樹, 駒見慎太郎: 「配電用変圧器のタップ動作を考慮したPV進相運転による電圧上昇抑制効果」, 電気学会論文誌B, Vol.131(5), pp.429-436, 2011.

- [15] 上村 敏, 竹中 清: 「配電系統用三相不平衡潮流計算プログラム と負荷分布推定手法の開発」, 電力中央研究所報告, R10028(2011.6).
- [16] 長嶋 友宏, 田中 和幸: 「高低圧配電系統を一括した潮流計算手法の開発」, 平成19年電気学会全国大会, 6-098.
- [17] 大森 俊也, 窪田 善之, 元治 崇 他: 「分散電源連系時の低圧配電系統解析機能の開発」, 電気学会論文誌B, Vol.126(10) pp.1065-1072, 2006.
- [18] 経済産業省, 「デマンドレスポンス(Demand Response)について」, < http://www.meti.go.jp/committee/sougouenergy/sougou/denryoku_system_kaikaku/002_s01_01_05.pdf >, access date 2014/10/17
- [19] “Assessment of. Demand Response and Advanced Metering”, Staff Report. Federal Energy Regulatory Commission, December 2012.
- [20] 菊地英幸, 竹林知善, 信本俊明, 馬郡英樹, 横山隆一: 「地域 EMS 向け潮流シミュレータの開発(1) -単相用潮流計算のプロトタイプ及び検証-」, 平成 24 年電気学会全国大会, 6-103, 予稿集第6分冊 pp.179-180.
- [21] 寺西佑太, 菊地英幸, 小柳薫, 横山隆一: 「配電系統向け潮流シミュレータの開発 -不平衡負荷を考慮した単相 3 線式変圧器モデルの検証-」, 平成 25 年電気学会全国大会, 6-160. 予稿集第6分冊 pp.291-292.
- [22] R. D. Zimmerman: “COMPREHENSIVE DISTRIBUTION POWER FLOW: MODELING, FORMULATION, SOLUTION ALGORITHMS AND ANALYSIS”, A Dissertation Presented to the Faculty of the Graduate School of Cornell University in Partial Fulfillment of the Requirements for the Degree of Doctor of Philosophy, Jan. 1995.
- [23] Markowitz, Harry M. : “Portfolio Selection”, Journal of Finance, 7 (1), 77-91(1952)
- [24] 田畑吉雄: 『リスク測度とポートフォリオ管理』, 朝倉書店 (2004)
- [25] 東光電気株式会社, 東京電力株式会社, 「配電線路の相判別装置」, 特開2003-185693, 2003-07-03.10
- [26] 株式会社三英社製作所, 「配電線路の相判別装置」, 特許第3105897号, 2000-09-01.11
- [27] 「GPSを活用したセンス調査装置の開発」, 中部電力, 技術開発ニュース No.109/2004-7, pp. 13-14
< https://www.chuden.co.jp/resource/corporate/news_109_N10913.pdf >, access date 2014/10/3
- [28] 伊藤 剛: 「次世代電力システムの鍵を握るデマンドレスポンス」, NRI KNOWLEDGE INSIGHT, Vol.23, pp.2-5(2012)
- [29] 佐藤仁人, 滝雄二郎: 「米国におけるデマンドレスポンス アグリゲータの現状と今後」, NRI KNOWLEDGE INSIGHT, Vol.23, pp.6-7(2012)
- [30] M.H.Albadi, E. F. El-Saadany: “Demand Response in Electricity Markets: An Overview”, Power Engineering Society General Meeting, 2007. IEEE, pp.1-2(2007)

- [31] Goldberg, ML, Agnew, KG : “Measurement and Verification for Demand Response”, LBNL Report(2013)
 <<http://emp.lbl.gov/publications/measurement-and-verification-demand-response>> (access date 2013/09/26)
- [32] PG&E : “Demand Response Programs - Pacific Gas and Electric Company”, <<http://www.pge.com/en/mybusiness/save/energymanagement/index.page>> (access date 2013/09/30)
- [33] PJM : “Demand Response”,
 <<http://www.pjm.com/markets-and-operations/demand-response.aspx>> (access date 2013/09/30)
- [34] Markowitz, H.M. : “Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments”, John Wiley & Sons, Inc., New York Chapman & Hall, Limited, London (1959)
- [35] Moritoshi Kato, Yicheng Zhou: “A Study on the Optimal Generation Mix Based on Portfolio Theory with Considering the Basic Condition for Power Supply”, IEEJ Trans. B PE 129(11), pp.1357-1364(2009) (In Japanese)
 加藤守利・周 意誠: 「負荷形状に合わせた供給条件を考慮したポートフォリオ理論による最適電源構成に関する検討」, 電学論 B, Vol.129, pp.1357-1364 (2009)
- [36] Shi-Jie Deng, Li Xu : “Mean-risk efficient portfolio analysis of demand response and supply resources”, Energy 34, pp.1523–1529 (2009)
- [37] Merton, Robert : "An analytic derivation of the efficient portfolio frontier," Journal of Financial and Quantitative Analysis 7, September, pp.1851-1872(1972)
- [38] 気象庁: 「過去のデータ検索サービス」,
 < <http://www.data.jma.go.jp/obd/stats/etrn/index.php>>
 (access date 2014/04/15)
- [39] 日本気象株式会社: 「気象データ配信サービス」,
 < <http://n-kishou.com/corp/guidance/information/data/catalog.html> >
 (access date 2014/04/15)
- [40] Shinji Mizuno: “AN $O(n^3L)$ ALGORITHM USING A SEQUENCE FOR A LINEAR COMPLEMENTARITY PROBLEM”, Journal of the Operations Research Society of Japan, Vol.33,No, 1,March, pp.66-75 (1990)
- [41] 経済産業省: 「事業者の皆様へー 節電アクション」,
 <<http://www.meti.go.jp/setsuden/pdf/east02.pdf>> access date 2014/10/3
- [42] 電気学会編: 「交流理論」, 電気学会 (1969)
- [43] 道上 勉: 「送電・配電」, 電気学会 (2001)
- [44] 独立行政法人新エネルギー・産業技術総合開発機構, 集中連系型太陽光発電システム実証研究, <http://www.nedo.go.jp/activities/ZZ_00229.html> , access date 2014/10/3
- [45] 辻 義之, 田中 宏彦, 大野 哲靖: 「相関とスペクトル解析」, J. Plasma Fusion Res. Vol.85, No.9 (2009), pp. 620-630

[46] Yuli You: “Audio Coding - Theory and Applications”, Springer 2010

[47] Bernard Widrow and István Kollár: "Quantization Noise: Roundoff Error in Digital Computation, Signal Processing, Control, and Communications," Cambridge University Press, Cambridge, UK, 2008.

研究成果

- ・ジャーナル論文：

北島 弘伸, 曾根原 登, 東倉 洋一: 「気象リスクを考慮したDLCポートフォリオ最適化」, 電気学会論文誌C, Vol.134 No. 8, pp.1089-1095, Aug. 2014.

- ・国際学会論文 (査読付き)：

H. Kitajima, N. Sonehara: “DLC Portfolio Optimization under Weather Risk”, The 6th International Conference on Integration of Renewable and Distributed Energy Resources (IRED2014), Nov. 2014.

研究業績

学術論文 (主著・査読有り)

1. 北島 弘伸, 曾根原 登, 東倉 洋一, 「気象リスクを考慮したDLCポートフォリオ最適化」, 電気学会論文誌C, Vol.134 No. 8, pp.1089-1095.
2. 北島 弘伸, 川村 旭, 吉野 利明, 丸山 文宏, 「SAGE Anthony: - 企業内情報システムにおける統合検索サービス -」, コンピュータソフトウェア, Vol.17, No.1(2000), pp.32-44.

学術論文 (その他)

1. 菅坂 玉美, 益岡 竜介, 佐藤 陽, 北島 弘伸, 丸山 文宏, 「知的エージェント環境SAGEの企業間ECへの応用」, 電子情報通信学会論文誌 Vol.J81-D-I No.5, pp. 468-477, 1998年5月.

国際会議 (主著・査読有り)

1. H. Kitajima, N. Sonehara, "DLC Portfolio Optimization under Weather Risk", The 6th International Conference on Integration of Renewable and Distributed Energy Resources (IRED2014).
2. Hironobu Kitajima, Ryusuke Masuoka, Fumihiro Maruyama: "Integrating Information and Knowledge with Software Agents", Proceedings of SAA2000: Workshop on Software Agent and its Applications, pp. 61-70.

国際会議 (その他)

1. Tamami Sugasaka, Kyoko Tanaka, Ryusuke Masuoka, Akira Sato, Hironobu Kitajima, and Fumihiro Maruyama: "A Conversational Agent System And Its Application to Electronic Commerce", Proceedings of the fourth & fifth world conference on Integrated design and process technology, Dallas, Texas, June 4-8, 2000.

2. Tamami Sugasaka, Kyoko Tanaka, Ryusuke Masuoka, Akira Sato, Hironobu Kitajima and Fumihiro Maruyama, "An Agent-Based System for Electronic Commerce Using Recipes", The 7th International Conference on Parallel and Distributed Systems (ICPADS2000). Iwate Prefectural University, Iwate, Japan 2000/7/4 - 7.
3. T. Sugasaka, R. Masuoka, A. Sato, H. Kitajima, F. Maruyama: "An application of multi-agent technology to electronic commerce - SAGE:Francis -", Proceedings of I'MEDIAT98.
4. R. Masuoka, T. Sugasaka, A. Sato, H. Kitajima, F. Maruyama: "SAGE and Its Application to Inter-company EC", Proceedings of PAAM98, pp.123 - 135, March, 1998.

国内会議

1. 寺西佑太, 北島弘伸, 菊地英幸, 竹林知善: 『スマートメータの電力データを用いたトランス接続相判定手法』, 平成 26 年電気学会全国大会予稿集 第6分冊 pp.284-285.
2. 紺野剛史, 高橋 悟, 北島 弘伸, 寺西 佑太, 園田 俊浩: 「事業所タイプにおける需要予測手法の評価」, 第6回コンシューマ・デバイス & システム (CDS) 研究会, 2013 IPSJ SIG Notes 2013-GN-86(5), 1-6, 2013-01-09
3. 菅坂 玉美, 北島 弘伸, 吉田 由起子, 湯上 伸弘, 丸山 文宏: 「ナレッジワーカーの協働作業効率化を実現する非定型プロセス業務支援手法」, 経営情報学会 全国研究発表大会要旨集, Vol. 2004s (2004) , p.43.

紀要等

1. Hironobu Kitajima, Ryusuke Masuoka, and Fumihiro Maruyama: "Integrating Information and Knowledge with Software Agents", FUJITSU Sci. Tech. J., vol. 32, No. 2, pp. 162 - 174 (December 2000)
2. Toshihiro Sonoda, Hironobu Kitajima, Satoru Takahashi: "Trend and Technology Development of Demand Response", FUJITSU Sci. Tech. J., Vol. 50, No. 2, pp. 85-91 (April 2014)

特許関係

【本論文に関係するもの】

[国内]

1. 特許出願番号: 2014-201502

発明の名称: 「トランス接続相判定装置、方法、及びプログラム」

2. 特許出願番号: 2014-202249

発明の名称: 「トランス接続相判定プログラム、トランス接続相判定方法、およびトランス接続相判定装置」

3. 特許出願番号: 2014-037403

発明の名称: 「トランス接続相判定装置、方法、及びプログラム」

4. 特許出願番号: 2014-035805

発明の名称: 「トランス接続相判定装置、トランス接続相判定方法、およびトランス接続相判定プログラム」

5. 特許出願番号: 2013-236192

発明の名称: 「トランス接続相判定装置、方法、及びプログラム」

6. 特許出願番号: 2013-080005

発明の名称: 「計画策定装置、計画策定システム、計画策定方法および計画策定プログラム」

[外国]

1. 特許出願番号: 14/519244

発明の名称: “TRANSFORMER CONNECTION PHASE DETERMINATION DEVICE, METHOD, AND PROGRAM”

2. 特許出願番号: 14/230569

発明の名称: “INFORMATION PROCESSING METHOD, PROGRAM DEVELOPMENT DEVICE, RECORDING MEDIUM, AND METHOD”

他2件, 出願準備中.

【登録済特許](一部)】

[国内]

1. 登録番号: 第5369813号

発明の名称: 「説得支援装置、説得支援プログラム及び説得支援方法」

2. 登録番号: 第5120016号

発明の名称: 「リスク評価プログラムおよびリスク評価装置」

3. 登録番号: 第4985073号

発明の名称: 「信頼性評価プログラム、信頼性評価方法および信頼性評価装置」

4. 登録番号: 第4312799号

発明の名称: 「信頼性評価プログラムおよび信頼性評価装置」

5. 登録番号: 第4957075号

発明の名称: 「信頼度評価プログラムおよび信頼度評価装置」

6. 登録番号: 第4751744号

発明の名称: 「信頼度算出プログラム、信頼度算出装置およびサービス提供可否判定プログラム」

[外国]

1. 登録番号: US8423491

発明の名称: “Computer program product, method, and apparatus for calculating reliability of an application procedure for fraud using an estimated probability of detection of fraud”

2. 登録番号: US7856412

発明の名称: “Reliability evaluation program and reliability evaluation device”

3. 登録番号: US8407150

発明の名称: “Reliability evaluation device, reliability evaluation method, and computer program product”