

CVaR 最小化による確率計画の BEV 充電計画への適用*

Application of Stochastic Programming to Battery Electric Vehicle Charging by Minimization of CVaR

濱田 龍之介
Ryunosuke HAMADA

When operating battery electric vehicles (BEVs), the need for charging arises as the daily driving energy consumption varies stochastically based on daily conditions, causing the daily charging requirements to fluctuate accordingly. In the case of significant fluctuations, pre-established charging plans may not be executed as intended. This study formulates a charging planning problem that considers these fluctuations by utilizing CVaR, a risk measure for stochastic variations. Numerical experiments demonstrate that the charging plan derived from the stochastic approach exhibits greater robustness to fluctuations compared to the deterministic plan that does not consider these variations.

Key words :

Battery electric vehicle, charging plan, mathematical optimization, stochastic programming

1. 研究背景・目的

バッテリー式電気自動車 (Battery Electric Vehicle; BEV) の運用において、適切に充電計画を策定することが重要である。従来普及している化石燃料車に給油することと比較して、BEV の車載バッテリーに充電するには時間がかかる。特に、大容量のバッテリーを搭載するトラック・バスなどの大型車両では顕著であり、例えば容量 300 kWh のバッテリーを出力 50 kW の急速充電器で満充電する場合には 6 時間程度かかる。このため、運送事業者などが複数台の BEV を運用する際、限られた時間・充電器のもとで、正常な

運行が成立するように適切な充電計画を策定することが重要となる。

BEV の充電計画について、運行中に発生する確率的な変動に対するロバスト性を担保する必要がある。BEV が走行中の路面状態・渋滞や、天候・気温に伴う空調稼働などにより、運行にかかる BEV の消費電力量は日・時間帯毎に変動する。このため、平均的な消費電力量を想定して充電計画を策定すると、日によっては想定以上に消費電力量が大きくなり、それに伴い充電時間が長くなり次の運行までに充電が完了しないなどの問題が発生し得る。運送事業者は確実かつ定時性のある運行を行うことに最大限の努力をしており、度々

問題が発生するような柔軟性に欠く運用計画は受け入れ難いため、変動に対するロバストな充電計画を策定する必要がある。そのようにロバストな充電計画を策定するためには、必要な充電時間などの充電の前提となるパラメータについて、平均値だけでなく変動について織り込んだ計画を策定する方法が必要である。

本研究では BEV の充電計画について、確率計画の手法である CVaR (Conditional Value at Risk) の最小化により、変動にロバストな充電計画を策定する方法を提案する。BEV の充電時間が確率的に変動することを仮定し、充電時間の CVaR、すなわちある分位点以上の充電時間の条件付き期待値を最小化する。また、充電時間の変動について、取りうる全てのシナリオではなく、サンプリングとクラスタリングによりシナリオ数を削減し、問題の規模を小さくして最適化する。数値実験により、確定的な充電時間に基づく充電計画と比較して、提案法である確率的な充電時間に基づく充電計画により変動に対してロバストな計画が得られ、計算時間が大きくなりすぎないことを示す。

2. 関連研究

BEV を含む電気自動車の充電計画について、数理最適化により定式化した研究がある (レビュー論文¹⁾)。充電計画に関わる到着時刻などのパラメータの変動に対応するために、大域的最適化と車両の実際の到着時刻に合わせた局所的最適化の 2 段階に分けて計画したり²⁾、パラメータの確率分布の情報を用いた計画³⁾などが提案されている。本研究では、変動をもつパラメータを確率変数としてモデル化する確率計画に基づく定式化⁴⁾により、変動にロバストな充電計画を策定する方法を提案する。

3. 研究モデル

提案法では、リスク指標である CVaR を用いて充電時間の増大リスクを表現し、確率計画として充電計画を定式化する。また、充電時間の変動のシナリオについて、サンプリングとクラスタリングによりシナリオ数を削減し、計算を効率化する。

3.1 Conditional Value at Risk (CVaR)

BEV の充電時間が確率的に振る舞う際のリスク指標として、CVaR を導入する。CVaR は元々は金融などの分野でリスク指標として導入され⁵⁾、数理最適化の一分野である確率計画にも用いられる⁶⁾。確率変数 \tilde{x} とその分布関数 $F(x)$ に対して、信頼水準 $\alpha \in (0,1)$ としたときの α -分位点である Value at Risk (VaR) は $\text{VaR}_\alpha(\tilde{x}) = \min\{m \mid F(m) \geq \alpha\}$ 、また CVaR は \tilde{x} の関数 $f(\tilde{x})$ に対して $\text{CVaR}_\alpha(\tilde{x}) = E[f(\tilde{x}) \mid \tilde{x} \geq \text{VaR}_\alpha(\tilde{x})]$ で定義される。VaR および CVaR はいずれもリスク指標としてみなせるが、CVaR は線形式での定式化が可能という望ましい性質を持っており、本研究では CVaR を用いる。

3.2 問題設定・定式化

本研究では、複数台の BEV が夜間充電し、次の日の運行までに充電を完了しなければならない際の充電計画について考える。各 BEV は運行にかかる消費電力量に応じた充電時間と、充電可能開始時刻、充電締切時刻をパラメータとして持つ。この充電時間に関して日毎の変動を考えるために、各 BEV $j \in \mathcal{J}$ について定数 $p_j \geq 0$ と確率変数 $\tilde{\xi}_j \geq 0$ として、充電時間が $p_j + \tilde{\xi}_j$ で表されるとする。変動発生について、確率 π^u で発生するあるシナリオ $u \in \mathcal{U}$ のもとで、BEV の充電時間の実現値 $(\xi_j^u)_{j \in \mathcal{J}}$ が定まるとする。すなわち、確率変数 $\tilde{\xi}_j$ は有限個の値をとる離散型確率分布に従う。このとき充電計画を、各 BEV j を充電器 $k \in \mathcal{K}$ に割り当てることを表す変数 $\mu_j^k \in \{0,1\}$ と充電開始時刻 s_j を決定する問題として定義する。

充電計画の目的関数として、BEV の充電完了時刻の和の CVaR を用いる。シナリオ u のもとでの各 BEV j の充電完了時刻を ζ_j^u とすると、充電完了時刻の和は $\sum_{j \in \mathcal{J}} \zeta_j^u$ となる。この和の CVaR について、変数 $\{\eta^u\}_{u \in \mathcal{U}}$ と v を導入することで、信頼水準 α のときの CVaR 最小化は

$$\begin{aligned} \text{minimize} \quad & v + \frac{1}{1-\alpha} \sum_{u \in \mathcal{U}} \pi^u \eta^u \\ \text{subject to} \quad & \eta^u \geq \sum_{j \in \mathcal{J}} \zeta_j^u - v, \quad \forall u \in \mathcal{U} \end{aligned}$$

のように線形式で表せる⁷⁾。このとき、 v の値は充電完了時刻の和の VaR に一致する。このように、モデル

* (一社) 人工知能学会の了解を得て、「人工知能学会全国大会論文集」、2023、JSAI2023 巻、第 37 回 (2023)、セッション ID 2Q5-OS-20a-03, p. 2Q5OS20a03 より一部修正して転載

の構成要素として確率変数を含むような数理最適化のことを確率計画とよび、CVaRの最小化は確率計画の方法論の1つである。

充電計画を表すための集合・定数・決定変数・確率変数は以下の通りである。

集合

\mathcal{J} : BEVのインデックス集合

\mathcal{K} : 充電器のインデックス集合

\mathcal{U} : シナリオのインデックス集合

\mathcal{T} : 時刻の集合 ($\mathcal{T}=\{1,2,\dots,T\}$)

$\mathbb{Z}_{\geq 0}$: 非負整数

定数

p_j : BEVの充電時間 ($\forall j \in \mathcal{J}, p_j \in \mathbb{Z}_{\geq 0}$)

r_j : BEVの充電開始可能時刻 ($\forall j \in \mathcal{J}, r_j \in \mathbb{Z}_{\geq 0}$)

d_j : BEVの充電締切時刻 ($\forall j \in \mathcal{J}, r_j \leq d_j, d_j \in \mathbb{Z}_{\geq 0}$)

π^u : シナリオの発生確率 ($\forall u \in \mathcal{U}, \pi^u \geq 0, \sum_{u \in \mathcal{U}} \pi^u = 1$)

T : 時刻の最大値 (T は1以上の整数)

α : 信頼水準 ($\alpha \in (0,1)$)

M : 大きな値 ($M > 0$)

決定変数

μ_j^k : BEVの充電器割当て ($\forall j \in \mathcal{J}, \forall k \in \mathcal{K}, \mu_j^k \in \{0,1\}$)

s_j : BEVの充電開始時刻 ($\forall j \in \mathcal{J}, s_j \in \mathbb{Z}_{\geq 0}$)

ζ_j^u : BEVの充電完了時刻 ($\forall j \in \mathcal{J}, \forall u \in \mathcal{U}, \zeta_j^u \geq 0$)

v : BEVの充電完了時刻の和の α 分位点

η^u : v 以上のBEVの充電完了時刻の和

$\delta_j^k(t)$: 充電器の使用有無 ($\forall j \in \mathcal{J}, \forall k \in \mathcal{K}, \forall t \in \mathcal{T}, \delta_j^k(t) \in \{0,1\}$)

確率変数の実現値

ξ_j^u : BEVの充電時間増分 ($\forall j \in \mathcal{J}, \forall u \in \mathcal{U}, \xi_j^u \geq 0$)

ここで、 \mathcal{J} の要素は d_j の昇順にソートされているものとする。

充電計画は以下のように定式化する。

$$\text{minimize } v + \frac{1}{1-\alpha} \sum_{u \in \mathcal{U}} \pi^u \eta^u \quad (1)$$

$$\text{subject to } \zeta_j^u + M(1 - \mu_j^k) \geq s_j + p_j - 1 + \sum_{i \in \mathcal{J}: i \leq j} \mu_i^k \xi_i^u, \quad \forall j \in \mathcal{J}, \forall k \in \mathcal{K}, \forall u \in \mathcal{U} \quad (2)$$

$$\eta^u \geq \sum_{j \in \mathcal{J}} \zeta_j^u - v, \quad \forall u \in \mathcal{U} \quad (3)$$

$$\sum_{k \in \mathcal{K}} \mu_j^k = 1, \quad \forall j \in \mathcal{J} \quad (4)$$

$$\sum_{j \in \mathcal{J}} \delta_j^k(t) \leq 1, \quad \forall k \in \mathcal{K}, \forall t \in \mathcal{T} \quad (5)$$

$$\sum_{t \in \mathcal{T}} \delta_j^k(t) = p_j \mu_j^k, \quad \forall j \in \mathcal{J}, \forall k \in \mathcal{K} \quad (6)$$

$$t\{1 - x_j(t)\} < s_j, \quad \forall j \in \mathcal{J}, \forall t \in \mathcal{T} \quad (7)$$

$$(T-t)x_j(t) \leq T - s_j, \quad \forall j \in \mathcal{J}, \forall t \in \mathcal{T} \quad (8)$$

$$ty_j(t) < s_j + p_j - 1, \quad \forall j \in \mathcal{J}, \forall t \in \mathcal{T} \quad (9)$$

$$(T-t)\{1 - y_j(t)\} < T - s_j - p_j + 1, \quad \forall j \in \mathcal{J}, \forall t \in \mathcal{T} \quad (10)$$

$$\sum_{k \in \mathcal{K}} \delta_j^k(t) \leq x_j(t), \quad \forall j \in \mathcal{J}, \forall t \in \mathcal{T} \quad (11)$$

$$\sum_{k \in \mathcal{K}} \delta_j^k(t) \leq y_j(t), \quad \forall j \in \mathcal{J}, \forall t \in \mathcal{T} \quad (12)$$

$$x_j(t) + y_j(t) \leq \sum_{k \in \mathcal{K}} \delta_j^k(t) + 1, \quad \forall j \in \mathcal{J}, \forall t \in \mathcal{T} \quad (13)$$

$$r_j \leq s_j \leq d_j - p_j + 1, \quad \forall j \in \mathcal{J} \quad (14)$$

$$\mu_j^k \in \{0,1\}, \quad \forall j \in \mathcal{J}, \forall k \in \mathcal{K} \quad (15)$$

$$s_j \in \mathbb{Z}_{\geq 0}, \quad \forall j \in \mathcal{J} \quad (16)$$

$$\zeta_j^u \geq 0, \quad \forall j \in \mathcal{J}, \forall u \in \mathcal{U} \quad (17)$$

$$\eta^u \geq 0, \quad \forall u \in \mathcal{U} \quad (18)$$

$$v \geq 0 \quad (19)$$

$$\delta_j^k(t) \in \{0,1\}, \quad \forall j \in \mathcal{J}, \forall k \in \mathcal{K}, \forall t \in \mathcal{T} \quad (20)$$

$$x_j(t), y_j(t) \in \{0,1\}, \quad \forall j \in \mathcal{J}, \forall t \in \mathcal{T} \quad (21)$$

式(1)は最小化問題の目的関数で、充電完了時刻の和の信頼水準 α のCVaRを表す。式(2)は充電時間の変動に伴って充電完了時刻が遅延する制約を表す。この制約は、BEV i, j ($i < j$)が同じ充電器 k に割当てられるとき、必ず i が j よりも先に充電されるとき妥当なものとなる。式(3)はVaR以上の充電完了時刻の和の制約を表す。式(4)は各BEVに割当てられる充電器が唯一つである制約を表す。式(5)は各時刻において各充電器に割当てるBEVが高々一つである制約を表す。式(6)は充電計画のガントチャートである δ と充電器割当て μ を整合させる制約を表す。式(7),(8)は補助変数 $x_j(t)$ が充電開始前は0、開始後は1である制約を表す。式(9),(10)は補助変数 $y_j(t)$ が充電完了前は1、完了後は0である制約を表す。式(11)–(13)は δ が x, y の論理積である制約を表す⁸⁾。式(14)は充電開始時刻の取りうる値の範囲の制約を表す。式(15)–(21)は変数のドメインを表す。

3.3 シナリオ削減

充電時間の変動のシナリオの個数を削減する方法として、サンプリングとクラスタリングを合わせた削減方法を用いる。充電計画において、シナリオ数 $|\mathcal{U}|$ は計算効率に大きく影響する。このため、計算可能な量

までシナリオ数を削減する方法が提案されている(レビュー論文⁹⁾)。シナリオ削減は有効な方法であるが、シナリオを削減する前の考える全てのシナリオ数が多い場合、そもそもシナリオ削減に大きな計算時間がかかったり、計算機のメモリに載り切らなくなる。よって本研究では、サンプリングによってシナリオを生成し、元のシナリオ数をある程度の数に制限した上で、クラスタリングによりシナリオを削減する。

サンプリングについては、各BEVについて充電時間の増分を有限台の離散型分布から独立にサンプリングする。各BEVは異なる分布を持ち、充電時間について1)増分無し、2)小さい増分、3)大きい増分の3パターンを模擬しており、発生確率は1), 2), 3)の順で小さくなる。これについて全てのBEVについての同時分布を考え、元のシナリオ $\{\xi^u, \pi^u\}_{u \in \mathcal{U}}$ を作成する。ここで、 ξ^u は $|\mathcal{J}|$ 次元のベクトルである。

クラスタリングについては、充電時間のシナリオをMini-batch k -means¹⁰⁾を用いてクラスタリングする。Mini-batch k -meansは距離行列をデータのミニバッチに関して計算し、全てのデータに対して距離行列を計算する k -meansと比較して計算量を抑えられる。本稿では k -meansでもクラスタリングできる規模のデータしか扱わないが、大規模データへのスケールを見越してMini-batch k -meansによるクラスタリングを採用する。

4. 実験

4.1 条件

実験に用いるデータを、事業者が複数台のBEVを夜間充電することを想定して人工的に作成する。BEV 8台分の充電時間を、充電時間が長いもの・短いものを想定して4台ずつ無作為に非負整数値で生成する。また、充電開始可能時刻と充電締切時刻に関しても、BEVごとに無作為に非負整数値で生成する。

充電時間の増大の実現値パターンについて、各BEVの充電時間が短いものは増分が大きく、長いものは比較的増分が小さくなるように無作為に非負整数値で生成する。また1台のBEVについては、大きい増分のパターンが極端に大きくなるように設定した(意地悪シナリオ)。各パターンの発生確率は[0.7,0.2,0.1]で

ある。

生成したパターンに基づき、元のシナリオを離散型分布を用いて100個生成し、Mini-batch k -meansにより2個のクラスタに削減する。クラスタリングしたシナリオの発生確率は、元のシナリオが所属するクラスタに応じて計算する。

充電計画の信頼水準は $\alpha = 0.9$ に設定する。解法には、Gurobi Optimizer version 9.5.0の混合整数計画ソルバを用いる。

4.2 結果

提案法の確率的な充電計画により、充電時間が確定的な充電計画と比較してVaR, CVaRが小さい計画が得られた(Table 1)。VaRの小さい計画では、充電を実行した際に悪い評価値が得られる確率が小さい。またCVaRの小さい計画では、評価値が悪い方の裾野における期待値が小さい、すなわち悲観的なシナリオにおいても評価値がそこまで悪くないと期待できる。いずれの観点においても、確率的な充電計画は充電時間の変動に対してよりロバストであると考えられる。一方で、確定的な充電計画の方が評価値の期待値は小さい。これは、楽観的なシナリオにおける評価値が比較的小さいことを意味する。つまり、悲観的なシナリオを重視するか、あるいは楽観的なシナリオも公平に評価するかなど、車両運用の方針によっていずれの手法が良いのかは変わり得る。

確率的な充電計画について、全シナリオを考慮する場合と比較して、シナリオ削減を伴う充電計画により計算時間を約98%削減しつつ、同じ評価値の充電計画が得られている(Table 1)。これはシナリオ数が減ることで、充電計画に現れるシナリオに依存する ζ_j^u, η^u などの変数の個数を削減でき、問題の規模が小さくなったことによる。一方で、確定的な充電計画と比較すると、提案法による計算時間は約6倍に増えている。計算時間は増大しているものの、全シナリオを考慮する場合には約400倍に増えており、増大は比較的抑えられている。実際の車両運用においては、どれだけ充電計画の策定に計算時間を確保できるかによって、適用する手法を選択する必要が生じ得る。

得られた充電計画について、提案法の確率的な充電

計画では、最後の車両の充電が完了する時刻（メイクスパン）が確定的なものと比較して早くなっている（Fig. 1）。これは、楽観的なシナリオ（図の左列）において短い充電時間の車両が、悲観的なシナリオ（図の右列）において一番長い充電時間になっており、この車両を確定的計画では同じ充電器で他の車両も充電しているが、確率的計画ではこの車両のみを充電していることによる。この典型的な例で示されるように確率的な充電計画は、楽観的なシナリオにおける効率性を多少犠牲にしても、悲観的なシナリオにおいて評価値が極端に悪くなることを防ぐような保守的な計画を策定する性質を持つと考えられる。

5. 結論

本研究では、運送事業者などが大型 BEV 車両を複数台運用する際の夜間充電などを想定して、充電時間の変動に対してロバストな充電計画を策定する方法を提案した。提案法は、充電時間が確率的に振舞う確率変数であるとみなし、充電時間に依存して変化する充電完了時刻の和の CVaR を目的関数とする確率計画として、充電計画を定式化する。充電時間について考える全シナリオを考慮すると計算量が膨大になるため、提案法ではサンプリングとクラスタリングによりシナリオ数を削減する。数値実験により、提案法は確定的な充電計画と比較して、充電時間の変動に対してロバストな計画を策定し、かつ計算量が大きくなり過ぎないことを確認した。

Table 1 Quantitative comparison between deterministic/stochastic charging planning methods

| Method | Expectation | VaR | CVaR | Calculation time [s] |
|-----------------------------------|-------------|------|--------|----------------------|
| Deterministic | 2997.9 | 4335 | 4383.4 | 11.8 |
| Stochastic with all scenarios | 3095.9 | 3862 | 3941.7 | 4702.7 |
| Stochastic with reduced scenarios | 3095.9 | 3862 | 3941.7 | 68.3 |

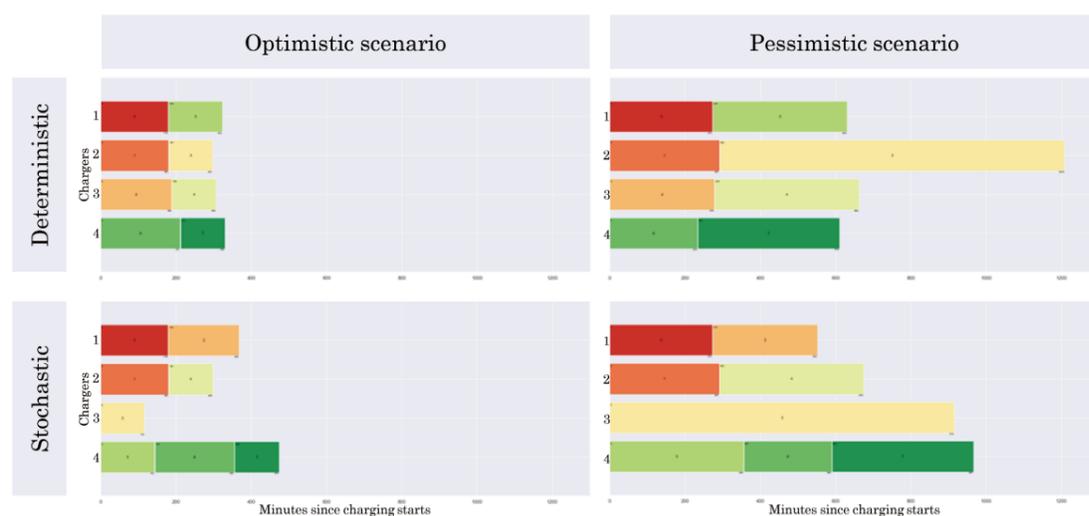


Fig. 1 Optimized charging plans

謝辞

本研究の共同研究者であり、研究を進めるにあたって終始熱心なご指導を賜りました早稲田大学椎名孝之教授に深謝いたします。椎名教授の本研究に対する貢献は大きく、共著者に値するものでしたが、本稿の執筆中に逝去されました。心から哀悼の意を表します。

参考文献

- 1) Perumal, S. S. G., Lusby, R. M. and Larsen, J.: Electric bus planning & scheduling: A review of related problems and methodologies, in *European Journal of Operational Research*, Volume 301, Issue 2, Pages 395–413, (2022)
- 2) He, Y., Venkatesh, B. and Guan, L.: Optimal Scheduling for Charging and Discharging of Electric Vehicles, in *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 3, no. 3, pp. 1095–1105, Sept. 2012, doi:10.1109/TSG.2011.2173507. (2012)
- 3) Sun, W., Neumann, F. and Harrison, G. P.: Robust Scheduling of Electric Vehicle Charging in LV Distribution Networks Under Uncertainty, in *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 56, no. 5, pp. 5785–5795, Sept.-Oct. 2020, doi:10.1109/TIA.2020.2983906. (2020)
- 4) Ishitani, Y., Sato, T., Shiina, T. and Hamada, R.: Solving

stochastic integer-programming problems in electric bus introduction planning, 2022 12th International Congress on Advanced Applied Informatics (IIAI-AAI), Kanazawa, Japan, 2022, pp. 615–620, doi:10.1109/IIAIAAI55812.2022.00122. (2022)

- 5) Rockafellar, R. T. and Uryasev, S.: Optimization of conditional value-at-risk, in *Journal of risk*, vol. 2, no. 3, pp. 21–42. (2000)
- 6) Schultz, R. and Tiedemann, S.: Conditional Value-at-Risk in Stochastic Programs with Mixed-Integer Recourse, in *Math. Program.*, vol. 105, pp. 365–386. <https://doi.org/10.1007/s10107-005-0658-4> (2006)
- 7) 椎名孝之：確率計画法（応用最適化シリーズ5）、朝倉書店。（2015）
- 8) 樋野 励：ジョブショップスケジューリング問題の数理表現、システム／制御／情報、61 巻、1 号、pp. 14–19. (2017)
- 9) Li, J., Zhou, J. and Chen, B.: Review of wind power scenario generation methods for optimal operation of renewable energy systems, in *Applied Energy*, vol. 280, 115992, <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2020.115992>. (2020)
- 10) Sculley, D.: Web-scale k-means clustering, in *Proceedings of the 19th international conference on World wide web (WWW '10)*, Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, pp. 1177–1178. <https://doi.org/10.1145/1772690.1772862> (2010)

著者



濱田 龍之介

はまだ りゅうのすけ

AI 研究部 博士 (工学)

数理最適化・機械学習の応用研究に従事