Hoe laat laad ik mijn auto?

Pia Kempker, Nico van Dijk, Werner Scheinhardt, Hans van den Berg & Johann Hurink

De verkoop van elektrische auto's heeft de afgelopen jaren een sterke groei gekend. Niet alleen in absolute zin rijden er meer elektrische auto's over onze wegen, maar ook het marktaandeel neemt toe. Naast de toenemende maatschappelijke bewustwording van milieuvriendelijk rijden, als veruit de belangrijkste factor, speelt ook een puur oer-Hollandse geaardheid hierbij een rol: zuinigheid. Ondanks de aanmerkelijk hogere aanschaf- en afschrijvingskosten, komt men over een gebruiksperiode van 5 jaar al gauw tot een besparing van enkele honderden euro's per jaar, deels (tot voor kort) dankzij een belastingvoordeel, maar vooral ook dankzij het lagere energie verbruik per kilometer. (zie bijvoorbeeld Rademaker, 2013, 2016).

Een verdere reductie van kosten zou dan ook een aardige duit in het zakje kunnen doen om huidige of toekomstige twijfelaars alsnog over de streep te trekken om elektrisch te gaan rijden. Dit lijkt haalbaar door elektrische auto's slim op te laden en dat is waar dit artikel zich op richt.

Met *smart technology* wordt in de toekomst de bijzondere mogelijkheid geboden gebruik te maken van sterke prijsfluctuaties voor elektriciteit. Deze fluctuaties vloeien voort uit fluctuaties in vraag en aanbod, waarbij aan de aanbodkant (met steeds meer zonne- en windenergie) veranderende weersomstandigheden natuurlijk een belangrijke rol spelen. De prijzen worden uiteindelijk bepaald door een gecompliceerd proces om vraag en aanbod middels biedcurves te matchen (zie kader over de PowerMatcher). De kunst voor de autobezitter is om zo goed mogelijk op prijsfluctuaties in te spelen, dus zoveel mogelijk op te laden tegen lage tarieven zonder het risico te lopen dat de accu tijdens het rijden onvoldoende is opgeladen.

Dit artikel richt zich op het afleiden van zo'n optimale laadstrategie. We doen dit in de context van de in het kader beschreven (two-timescale) PowerMatcher.

Concreet kijken wij naar een situatie waar een elektrische auto over een gegeven aantal tijdintervallen moet worden opgeladen. Hiertoe moet vóór het begin van ieder tijdsinterval beslist worden welke biedingscurve naar de PowerMatcher gestuurd wordt zonder dat men al volledige informatie heeft over de prijzen in toekomstige tijdsintervallen. Dit leidt tot de volgende doelstelling:

> BIEDINGSPROBLEEM het verkrijgen van zo goed mogelijke biedingscurves voor toepassing in de PowerMatcher (zie kader) in de situatie met prijsfluctuaties en onzekerheden;

wat neerkomt op:

> LAADPROBLEEM het bepalen van de hoeveelheid af te nemen energie voor iedere mogelijke waarde die de prijs kan aannemen in het volgende tijdsinterval.

We gaan inzoomen op het laadprobleem, dat we met behulp van klassieke stochastische OR-optimalisatie aanpakken. We formuleren het probleem als een stochastisch dynamisch programmeringsprobleem (SDP) en ontwikkelen op basis van deze formulering een heuristische oplossing van het laadprobleem. Ten slotte laten wij zien hoe deze strategie het doet in de praktijk.

SDP-formulering

In essentie vertoont het laadprobleem de structuur van een dynamisch beslissingsprobleem, te weten: op achtereenvolgende momenten $t = 1, 2, \ldots, T$ kan een beslissing genomen worden over hoeveel in die periode $t : [t,t+1)$ te laden, met de eis dat aan het einde van de

POWERMATCHER – DECENTRAAL ENERGIEMANAGEMENT

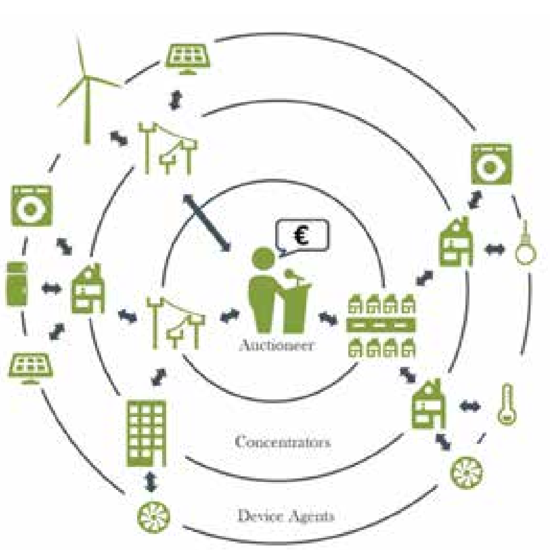
De ontwikkeling naar een maatschappij met duurzame energie betekent dat de energieproductie meer decentraal wordt: in plaats van enkele grote energieproducenten krijgen we te maken met opwekking van energie door een groot aantal verschillende partijen, zoals ook de buurman met zonnepanelen op het dak. Om het elektriciteitsnetwerk stabiel te houden moet echter wel worden voldaan aan de voorwaarde opwekking = verbruik. In de toekomstige decentrale setting is een gecoördineerde afstemming van opwek en verbruik een flinke uitdaging en vraagt om een decentraal energiemanagement.

De PowerMatcher[1] is een voorbeeld van een op de markt gebaseerde coördinatietechnologie die tijdsafhankelijke prijssignalen ondersteunt. De prijs voor energie wordt bepaald door een veiling, waarbij iedere marktpartij een biedcurve (*bidding curve*) aanlevert die aangeeft hoeveel energie de partij bij verschillende prijzen wil afnemen of leveren. Een coördinerende agent verzamelt deze biedcurves en bepaalt een prijs die ervoor zorgt dat de markt in evenwicht is; dit gebeurt in real-time (zie ook figuur 1).

Om dit marktmechanisme te realiseren, moeten er voor apparaten biedcurves opgesteld worden. Deze biedcurves verschillen echter per apparaat:

- Een zonnepaneel levert de opgewekte energie, onafhankelijk van de stroomprijs.
- Een elektrische verwarming heeft meer flexibiliteit en kan afhankelijk van de prijsverwachting voor de nabije toekomst besluiten nu aan te slaan of juist iets later.
- Voor een elektrische auto is er 'winst' te behalen door alleen op de goedkoopste momenten op te laden, zolang dit geen beperkingen oplevert voor de gewenste mobiliteit.

Voor veel apparaten zoals elektrische auto, batterij en verwarming is hierbij het hebben van informatie over toekomstige prijzen van belang om een betere bieding te maken. De zogenoemde two-time-scale PowerMatcher is een uitbreiding van de PowerMatcher die hierop inspeelt. Hierbij wordt in eerste instantie door middel van een bieding een inschatting van de gemiddelde prijs voor een iets langere periode verkregen (bijvoorbeeld voor de komende 24 uur). Hierna wordt net zoals bij de gewone PowerMatcher het verbruik en de opwekking op korte termijn middels biedingen bepaald. Apparaten zoals elektrische auto's, batterijen en verwarming kunnen de in de eerste bieding verkregen gemiddelde prijs gebruiken om hun korte-termijn biedcurve aan te passen. In dit artikel laten wij zien dat deze extra informatie tot behoorlijke kostenreducties kan leiden, vergeleken met de gewone PowerMatcher.



Figuur 1. Visualisatie van het PowerMatcher concept. Bron: <http://flexiblepower.github.io/technology/powermatcher/>

totale laadperiode, dus op moment $T+1$, aan de totale behoefte L voldaan moet zijn.

Wanneer de prijzen $p_1, \ldots, p_T$ op de momenten $t = 1, \ldots, T$ vooraf bekend zouden zijn, is dit laadprobleem een standaard rugzak (*Knapsack*) probleem. Deze prijzen zijn echter vooraf onbekend dan wel onzeker als gevolg van verschillende externe en tussentijds veranderende factoren als weercondities, gebruikersprofielen, biedingen enz. (zie kader over de PowerMatcher). In dit artikel zullen wij deze onzekerheid van prijzen modelleren als stochastisch, dat wil zeggen door middel van de prijzen als stochastische grootheden: $P_1, \ldots, P_T$. Op basis van de realisatie voor de huidige periode t kan dan vervolgens besloten worden hoeveel in die periode moet worden opgeladen, rekening houdend met het stochastisch karakter van de prijzen in de daaropvolgende perioden. In het kader hieronder wordt voor een fictieve situatie getoond dat dit probleem te beschrijven is met behulp van een eenvoudige beslisboomstructuur.

De beslisboomstructuur leidt tot een SDP-probleem (als algemenere opzet van een Markov Decision Problem, zie bijv. Tijms, 1986 of Puterman, 2014) met de volgende beslissingsstructuur: gegeven de situatie (toestand) op een moment t, dient een beslissing genomen te worden. Dit heeft twee gevolgen:

- Directe kosten (in dit geval voor het opladen) in de periode $[t,t+1)$;
- De overgang naar een nieuwe situatie (toestand) op tijdstip $t+1$.

Omdat de toestandsbeschrijving voldoende informatie moet bevatten voor deze twee gevolgen dient in de formulering hiervan ook de prijs opgenomen te zijn. Dit leidt tot toestanden (x_t,p_t) op tijdstip t met

x_t: de resterende nog te laden hoeveelheid energie,
p_t: de huidige prijs per kWh.

Voor de éénstapskosten $r_t(x_t,p_t,u)$ van het opladen van u kWh in de toestand (x_t,p_t) nemen wij de kosten evenredig aan de laadhoeveelheid $r_t(x_t,p_t,u) = up_t$. De nu te bepalen waardes zijn

$V_t(x_t,p_t)$: minimale verwachte kosten vanaf t vanuit toestand (x_t,p_t).

Op basis van verwachtingswaarden kan het SDP vervolgens van achteraf beginnend (op moment T) teruglopend naar $t=1$ worden doorgerekend, waarbij de waarden $V_t(x_t,p_t)$ iteratief bepaald worden volgens de SDP vergelijkingen:

$$V_{T+1}(x,p) = \begin{cases} 0 & \text{als } x = 0 \\ \infty & \text{anders} \end{cases}$$

$$V_t(x,p) = \min_{u \leq u_{max}} [up + E_{P_{t+1}} V_{t+1}(x-u, P_{t+1})]$$
voor $t = T, \ldots, 1$.

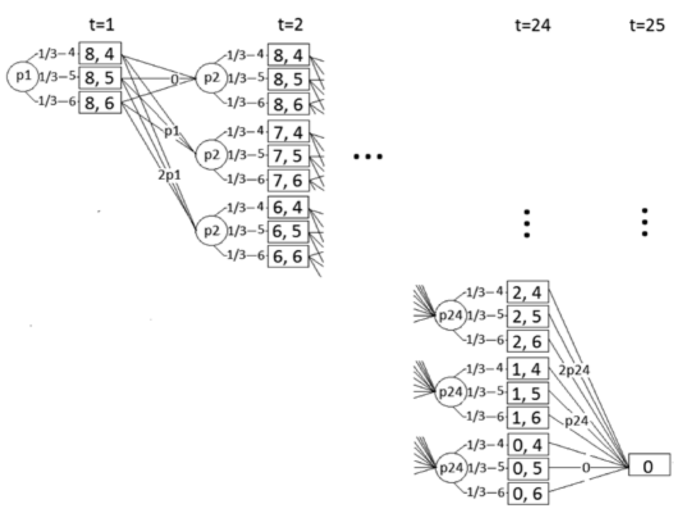
De uiteindelijke minimale laadkosten en de daartoe vereiste beslissingen in elke mogelijke tussentoestand (x_t,p_t) voor de momenten $t = 1, \ldots, T$ volgen vanuit $V_1(L,p_1)$: de minimale verwachte laadkosten startend met prijs p_1 op $t=1$.

Deze oplossingsstructuur blijft ook geldig bij tijdsafhankelijke en zelfs afhankelijke prijsverdelingen, maar deze generalisaties brengen computationeel gezien wel com-

VOORBEELD

Ter illustratie bekijken wij een eenvoudige fictieve situatie. Gegeven is een tijdsperiode van 8 uur 's avonds tot 8 uur 's ochtends, opgedeeld in 24 intervallen van een half uur. In ieder interval hebben wij dezelfde, maar onafhankelijke, discrete verdeling voor de prijzen: de drie prijzen zijn 4, 5, 6 en de kans voor ieder van deze prijzen is 1/3 voor alle intervallen. In de totale tijdsperiode van 12 uur moet een auto geladen worden met L = 8 kWh. Het bijbehorende laadprobleem leidt tot een beslisboom zoals getoond in figuur 2. Per half uur moet worden beslist, afhankelijk van de nog te laden hoeveelheid en de huidige prijs (de rechthoeken in de figuur), hoeveel de auto in het komende half uur wordt opgeladen.

Met een dergelijke beslisboomstructuur kunnen, van achteraf terugrekenend, de minimale verwachtingswaarden worden bepaald, samen met de daarvoor benodigde beslissingen in elk van de mogelijke beslispunten (de rechthoeken).



Figuur 2. Beslisboom voor het opladen van een auto; essentieel is hierbij een 2-dimensionale toestand (zie uitleg SDP)

plicaties met zich mee. In het vervolg gaan we uit van onafhankelijke prijzen voor de achtereenvolgende periodes, met allemaal dezelfde kansverdeling $F(.)$.

Het aardige van deze specifieke SDP-formulering is dat een analytische oplossing te vinden is, met een drempelstructuur die intuïtief begrijpelijk is. Door voor de huidige periode t de huidige prijs p ($=P_t$) te vergelijken met de verwachte *order-statistics* (laagste waarden) van de toekomstige prijzen P_{t+1} tot en met P_T, wordt besloten of er wel of juist niet moet worden bijgeladen. Er wordt bijgeladen op maximale laadsnelheid u_{max} wanneer p lager ligt dan de verwachte k-na laagste prijs, waarbij k het aantal perioden is dat er nog minimaal moet worden opgeladen, en er wordt niet bijgeladen wanneer p hoger ligt dan de verwachte (k+1)-na laagste prijs. Echter is het bepalen van de verwachte order-statistics in de praktijk computationeel weinig aantrekkelijk.

Een alternatief is om deze optimale strategie te vervangen door een heuristiek (zie kader). Deze stelt losjes gezegd het volgende: als het verwachte aantal goedkopere periodes in de toekomst niet groter is dan het minimale aantal periodes dat nog moet worden bijgeladen, dan wordt maximaal bijgeladen, terwijl er in het tegenovergestelde geval doorgaans niets wordt bijgeladen.[2]

De praktijk

De gevonden strategie is getoetst op basis van echte data voor het Belgische netwerk in de eerste helft van 2015 (180 dagen). Deze data bevat voor elk kwartier de hoeveelheid elektriciteit die in totaal daadwerkelijk werd verbruikt, de hoeveelheid daarvan opgewekt uit wind, de voorspellingen voor het verwachte totale verbruik en de voorspelling van de verwachte windopwekking. Deze data is voor ons voorbeeld opgeschaald naar een toekomstige situatie met een groot aandeel windenergie. Uitgaande van (fictieve) vaste prijzen van 1 cent per kWh voor windenergie en 10 cent per kWh voor overige (fossiele) energie, zijn hieruit schattingen voor een gerealiseerde en een verwachte prijs per kWh bepaald. De laatste komt overeen met $E[P_t]$, oftewel de verwachtingswaarde behorend bij de in het model gehanteerde verdelingsfunctie F.

We gaan uit van een elektrische auto met een kleine accu van 8 kWh (waarmee een afstand van ruwweg 40 km kan worden afgelegd), die iedere nacht tussen 20.00 uur 's avonds en 8 uur 's ochtends volledig moet worden opgeladen. Op basis van de bovenbeschreven data zijn nu de volgende strategieën met elkaar vergeleken:

1. Naïef: zo snel mogelijk. Dit komt overeen met het aansluiten van de oplader om 20.00 uur waarna de accu met u_{max} wordt opgeladen tot deze vol is;
2. PowerMatcher Hierbij wordt de strategie uit het bovenstaande kader gevolgd met een normaal verdeelde F waarbij de parameters altijd gelijk worden gekozen, op basis van de statistieken over een jaar (u=5, a^2=1);
3. Two-time-scale PowerMatcher Hierbij wordt de strategie uit het bovenstande kader gevolgd met een normaal verdeelde F waarbij de parameters elk kwartier worden bijgewerkt op basis van de voorspellingen.

In figuur 3 is voor één van de nachten in 2015 te zien hoe de naïeve strategie vanaf het begin oplaadt, en de PowerMatcher de 'dure periodes' overslaat. Maar ook is te zien hoe de two-time-scale PowerMatcher er nog veel beter in slaagt om de werkelijk 'goedkope periodes' te vinden. De resultaten voor het halve jaar zijn samengevat opgenomen in tabel 1. Ten opzichte van de naïeve strategie doet de PowerMatcher het beter (2,2%), maar de two-time-scale PowerMatcher geeft een veel grotere verbetering, namelijk 8,2%. Ter vergelijking, wanneer we voorkennis van de werkelijke prijzen zouden hebben, zou de maximaal haalbare verbetering 10,8% bedragen!

STRATEGIE

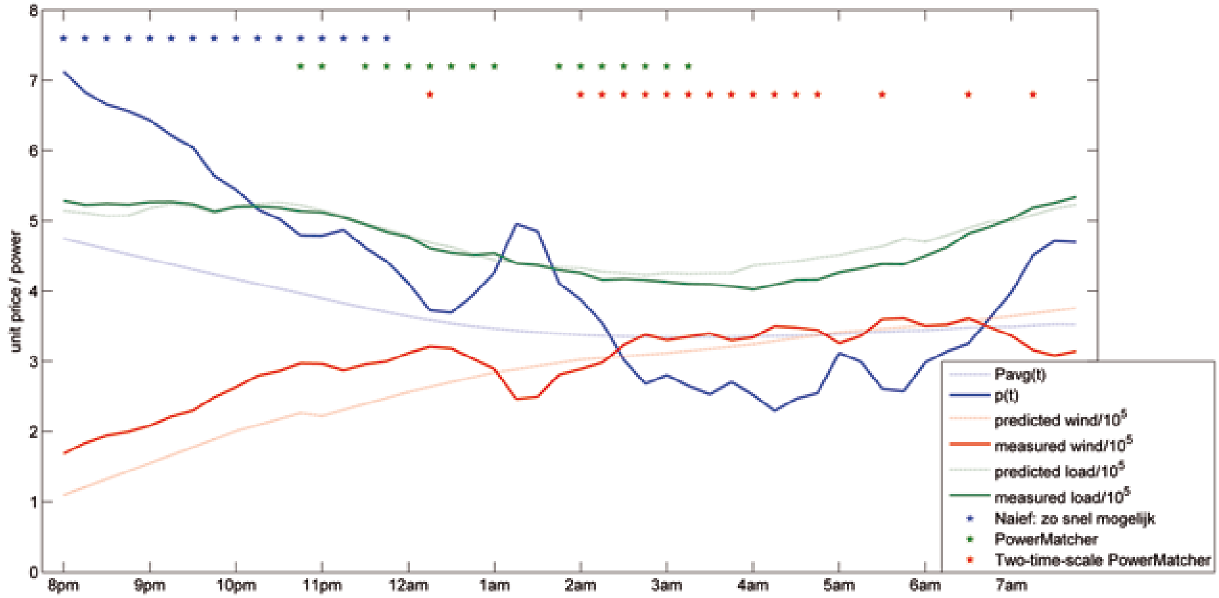
Een goede heuristiek voor de hoeveelheid op te laden energie $u_t(x, p)$ in periode t bij een totaal nog te laden hoeveelheid x en een huidige prijs p wordt gegeven door:

$$u_t(x,p) = \begin{cases} \min(u_{max},x) & \text{als} \quad (T-t+1)F(p) \leq k \\ x - ku_{max} & \text{als } k < (T-t+1)F(p) \leq k+1 \\ 0 & \text{als} \quad (T-t+1)F(p) > k+1, \end{cases} \tag{3}$$

waar $k = \left\lfloor \frac{x}{u_{max}} \right\rfloor$ het minimale aantal perioden is dat er nog moet worden opgeladen bij maximale laadsnelheid. Verder is F de verdelingsfunctie van de prijzen. In de praktijk zullen we deze normaal verdeeld veronderstellen.

STRATEGIE	KOSTEN	%
Naïef: zo snel mogelijk	108,61	-
PowerMatcher	106,26	2,2
Two-time-scale PowerMatcher	99,71	8,2
(Optimal)	96,83	10,8

Tabel 1. Vergelijking van totale (fictieve) kosten in euro's voor het opladen van een auto over de eerste 180 nachten van 2015, en de procentuele verbetering t.o.v. de 'naïeve' strategie.



Figuur 3. Data en resultaten voor één nacht in 2015, gegenereerd op basis van de gegevens voor het Belgische netwerk. De gekleurde sterretjes geven aan in welke periodes de auto wordt opgeladen bij de gebruikte strategieën, de blauwe lijnen geven de huidige prijs en de verwachte gemiddelde prijs voor het restant van planning periode. De rode lijnen geven de voorspelde en de gerealiseerde windopwekking en de groene lijnen het voorspelde en het gerealiseerde totale verbruik weer

Conclusie

In dit artikel hebben wij, in het verlengde van het onderzoek in Kempker et al., 2015, het probleem van het slim opladen van een elektrische auto bij onzekere en over de tijd variërende elektriciteitsprijzen onderzocht. Onder de aanname dat deze prijzen als onafhankelijke stochastische variabelen gemodelleerd kunnen worden, hebben we met behulp van Stochastic Dynamic Programming een analytische oplossing gevonden voor de optimale oplaadstrategie, en daarmee tevens voor de biedingsstrategie in de context van de (two-time-scale) PowerMatcher. Op basis hiervan is vervolgens een praktisch bruikbare heuristiek ontwikkeld, en deze is in een vergelijkende numerieke studie op basis van echte data getest.

Hierbij lijkt het dat de resultaten een grote mate van robuustheid hebben ten aanzien van precieze modelveronderstellingen: *hoe* de toekomstverwachting wordt meegenomen maakt niet zoveel uit, het gaat er vooral om *dat* deze wordt meegenomen. De two-time-scale PowerMatcher biedt goede mogelijkheden om hier in te voorzien, terwijl het DP-karakter van de strategie (korte-termijn feedback loop) garandeert dat suboptimale tussentijdse beslissingen goed worden opgevangen.

Met dank aan Leon Kester, Koen Kok, Pamela MacDougall (allen TNO) en Yvonne Prins.

Noten

1. Voor een gedetailleerde beschrijving van de PowerMatcher, zie bijvoorbeeld <http://flexiblepower.github.io>.
2. In een tussenliggend geval wordt bijgeladen, en wel met een zodanige hoeveelheid dat na afloop van de huidige periode de hoeveelheid nog bij te laden energie (x) een veelvoud is van u_{max}.

Literatuur

Rademaker, P., (2013, 2016). *Elektrisch rijden wint aan populariteit. Maar … is het ook iets voor jou?* http://wqd.nl/89UK

Tijms, H.C. (1986). *Stochastic modelling and analysis; A computational approach*. John Wiley & Sons.

Puterman, M.L. (2014). *Markov decision processes: Discrete stochastic dynamic programming.* John Wiley & Sons.

Kempker, P., Van Dijk, N.M., Scheinhardt, W.R.W., Van den Berg, J.L., & Hurink, J.L. (2015). Optimization of charging strategies for electric vehicles in PowerMatcher-driven smart energy grids. In: *Proceedings 9th EAI International Conference on Performance Evaluation Methodologies and Tools (Valuetools)*. Berlin.

Pia Kempker is gepromoveerd in de systeemtheorie aan de VU Amsterdam en wiskundig onderzoeker bij de groep Cyber Security and Robustness van TNO. E-mail pia.kempker@tno.nl

Nico van Dijk bekleed de leerstoel Stochastic Operations Research (SOR) en is verbonden aan het Centre for Healthcare Operations Improvement and Research (CHOIR) van de Faculteit EWI, Universiteit Twente. E-mail: n.m.vandijk@utwente.nl

Werner Scheinhardt is universitair docent bij de leerstoel Stochastic Operations Research (SOR) van de Faculteit EWI, Universiteit Twente. E-mail: w.r.w.scheinhardt@utwente.nl

Hans van den Berg is senior onderzoeker bij TNO en als deeltijdhoogleraar ICT tevens verbonden aan Faculteit EWI, Universiteit Twente. E-mail j.l.vandenberg@tno.nl

Johann Hurink is als hoogleraar Mathematische Besliskunde verbonden aan de Faculteit EWI van de Universiteit Twente en directeur van het Landelijk Netwerk Mathematische Besliskunde (LNMB). E-mail: j.l.hurink@utwente.nl