



UPPSALA
UNIVERSITET

UPTEC STS 20009

Examensarbete 30 hp
Juni 2020

Algoritm för smart laddning av elfordon baserad på prognostiserad solelproduktion

Ökad självkonsumtion av solel samt minskat
elnätsberoende

Jakub Bluj



UPPSALA
UNIVERSITET

Teknisk- naturvetenskaplig fakultet
UTH-enheten

Besöksadress:
Ångströmlaboratoriet
Lägerhyddsvägen 1
Hus 4, Plan 0

Postadress:
Box 536
751 21 Uppsala

Telefon:
018 – 471 30 03

Telefax:
018 – 471 30 00

Hemsida:
<http://www.teknat.uu.se/student>

Abstract

Algorithm for electric vehicle smart charging based on forecasted solar production

Jakub Bluj

Due to the environmental issues, the amount of installed solar power increases. In the same time, the electric vehicle fleet is expanding rapidly. Those two growing technologies, if not controlled, can cause various unwanted effects for the electricity grid. In order to decrease their negative effects on the grid and benefit from it at the same time, these technologies have to work in synergy with each other. This synergy can be enabled through smart charging of electric vehicles. Therefore, the aim of this study is to develop a smart charging algorithm which uses solar production forecasts to charge the vehicles at a workplace. Furthermore, the goal is to examine how such control of the charging affects the self-consumption of solar power, self-sufficiency and the amount of energy imported from the grid as opposed to uncontrolled charging. To fulfill the goal, the algorithm was developed based on solar production forecasts. The forecasts were created through autoregressive models, AR and ARMA which were estimated using the actual solar production data collected at one of Uppsala regions solar production plants. Also, a case where ideal forecasts were used was applied. Furthermore, the charging need for various number of cars was simulated for every working day throughout an entire year in order to simulate the application of the algorithm and examine its performance but also to simulate the uncontrolled charging.

The results, compared to the uncontrolled charging, show that the algorithm is able to increase the self-consumption of solar power by an average of 9,33 – 25,30 percentage points for 10 – 50 charging cars. It is also able to increase the self-sufficiency by an average of 42,65 – 31,28 percentage points for 10-50 cars respectively thus reducing the need of electricity imports from the grid. Furthermore, it was discovered that the results, the self-consumption and self-sufficiency, from the simulations with ideal forecasts differed only by up to 2 percentage points from the simulations where the forecasts were created through an AR(9) model (AR model of order 9). This allows a conclusion that a simple AR(9) model is completely sufficient to create forecasts that are good enough to produce satisfactory results.

In general, it is concluded that the algorithm developed in this study is successful when it comes to increasing the self-consumption of the solar power, the self-sufficiency and decreasing the amount of energy needed from the electricity grid. This limits the negative impacts that the increasing solar power production and the growing electric vehicle fleet have on the electricity grid.

Handledare: Fredrik Björklund
Ämnesgranskare: Joakim Munkhammar
Examinator: Elísabet Andrésdóttir
ISSN: 1650-8319, UPTec STS 20009

Populärvetenskaplig sammanfattning

Solcellsmarknaden i Sverige växer starkt och år 2014 har priset för kristallina kiselmoduler minskat med 83% vilket har storslaget bidragit till att den svenska solcellsmarknaden utvecklats (Munkhammar m.fl. 2018). Under år 2016 har mängden installerad effekt ökat med 79,2 MW_p vilket innebar en ökning på ca. 63% i förhållande till år 2015. Mängden installerad effekt i Sverige är idag särskilt signifikant när det gäller nätanslutna anläggningar. De utgör den absolut största andelen av det totala antalet solcellsanläggningar i landet. Dessa anläggningar producerar elektricitet för lokala behov men till största del för försäljning till elnätet (Lindahl, 2016). Samtidigt som solcellsmarknaden och dess andel i den svenska energimixen växer, ökar populariteten bland elektriska fordon. Enligt Power Circle (2020A) fanns det år 2012 ca. 1300 elbilar i Sverige. Denna siffra är idag över 100 000 och utvecklingen har visat en exponentiell tillväxt. Fortsätter tillväxten med samma takt som det har skett hittills prognostiseras antalet elbilar öka till ca. 2,5 miljoner år 2030 (Kulin och Andersson, 2018). Alla dessa fordon kommer att behöva laddas.

Båda dessa växande teknologier kan bidra med flera problem och nackdelar för dagens elnät. Enligt Svenska kraftnät (2018) ligger den svenska effektbalansen redan idag på negativa värden under årets kritiska timmar. Prognoser för vintern 2019/2020 visade en effektbalans på -1000 MW förutsatt en normalvinter. Detta i jämförelse med vintern 2018/2019 då effektbalansen låg på -400 MW. Slutsatsen är att landet blir mer och mer beroende av elimporter. Detta dels till följd av ökad elektrifiering men framförallt på grund av produktionsbortfallen inom kärnkraft. Bortfallen ersätt med förnybar produktion som är intermittent, exempelvis vindkraft och solkraft. Dessa energikällornas produktion kan inte styras vilket innebär att de inte kan producera elektricitet precis då det behövs (SvK, 2018). Elektrifiering av fordonsflottan bidrar bara till detta problem då behovet på elektricitet ökar. Dessutom, utökad andel solkraft kan medföra problem i form av överflödigt kraftöverföring som leder till oönskade spänningsökningar (Widén, 2010).

Problemen som förväntas komma med ökad elektrifiering av transporter samt ökad solelproduktion kan lösas eller åtminstone mildras med införing av smart laddning av elfordon. Flera studier, som t.ex. Fachrizal och Munkhammar (2019) eller Van der Meer m.fl. (2016), har visat att i och med smart laddning kan elbilarnas och solcellernas interaktion med elnätet reduceras vilket implicerar mindre påverkan. Interaktionen kan minskas ytterligare då elbilsladdning appliceras på arbetsplatser. Fokus i detta arbete ligger därför på att konstruera en smart laddnings-algoritm som fungerar på en arbetsplats där prognoser på solelproduktion används. Målet är att undersöka hur väl denna algoritm fungerar i termer av självkonsumtion av solel, självförsörjning samt behovet av att importera el från nätet.

I samband med ovanstående skapades i MATLAB fiktiva parkeringar intill en arbetsplats med installerad solcellsanläggning samt laddinfrastruktur. En smart laddnings-algoritm utvecklades som baserar sina beslut på timvisa prognoser på solelproduktion. Prognoserna togs fram med hjälp av autoregressiva modeller (AR och ARMA) som

grundar sina prediktioner på ett godtyckligt antal senast kända solelproduktionsdata. Dessutom användes också ideala prognoser som ett extremfall. Lasten från elbilarna simulerades med hjälp av data på körsträckor till arbete samt respektive bils medelkonsumtion per 100 km. Inom ramen av studien testades flera olika modeller och antal elbilar samt flera olika laddarkapaciteter. Algoritmen jämfördes framförallt med okontrollerad laddning där elbilar laddade utan någon styrning av laddeffekten.

Resultaten visar att den framtagna smartladdningsalgoritmen lyckas väl med att ladda de parkerade elbilarna med den producerade solen. Det visar sig att självkonsumtionen som uppnås varierar i snitt mellan 14,65% - 36,04% beroende på hur många elbilar som laddar. Detta är en ökning med 9,33 - 25,30 procentenheter i jämförelse med okontrollerad laddning. Självförsörjningen som uppnås är i snitt mellan 66,97% - 44,55% för stigande antal bilar. I jämförelse med okontrollerad laddning är det en ökning med 42,65 - 31,28 procentenheter. I samband med ökningen av självförsörjningen visar resultaten, i jämförelse med okontrollerad laddning, en kraftig minskning av mängden energi som behöver tas från elnätet för att ladda elbilarna. En orsak till dessa resultat är att elbilarna laddas mycket långsammare med smart laddning vilket innebär att behovet sträcks ut över dagen då den största delen av solel produceras.

Resultaten från känslighetsanalysen som också genomfördes inom studien visar att storleken på solcellsanläggningen har en påverkan på hur väl algoritmen lyckas med att fördela laddeffekten till respektive bil samtidigt som hög självkonsumtion och självförsörjning bibehålls. Det visar sig att självkonsumtionen minskar och självförsörjningen ökar för större anläggningar vilket medför krav av en avvägning eller kompromiss vid en eventuell expansion. Dessutom visar det sig att påverkan av eventuella expansioner är större för mindre anläggningar än för stora.

Innehållsförteckning

1. Inledning	1
1.1 Syfte	2
1.2 Frågeställningar	2
1.3 Avgränsningar	3
2. Bakgrund	3
2.1 Det svenska elsystemet i balans	3
2.2 Elproduktion	4
2.3 Eldistribution	5
2.4 Effektbrist och kapacitetsbrist – problematisering	6
2.5 Elektriska fordon	7
2.5.1 Elbilens historia och utveckling	8
2.5.2 Typer av elbilar	11
2.5.3 Laddinfrastruktur i Sverige	12
2.6 Solceller och solelproduktion	14
2.6.1 Utveckling inom solelproduktion i Sverige	14
2.6.2 Solinstrålning och solelproduktion	15
2.7 Solcellernas och elbilarnas påverkan på elnätet	19
2.8 Smart laddning av elfordon	20
2.8.1 Några lösningar för smart laddning	20
2.8.2 Smart laddning med solceller och prognoser på arbetsplats – tidigare studier	22
3. Metod	23
3.1 Data	23
3.1.1 Solelproduktion	23
3.1.2 Köravstånd till arbetsplatser	25
3.1.3 Simulerade elfordon	25
3.1.4 Simulerade laddare	26
3.2 Teori och beräkningar	26
3.2.1 Elbilarnas laddbehov	26
3.2.2 Framtagning av prognoser – AR och ARMA modeller	27
3.2.3 Självkonsumtion	29
3.2.4 Belastning på elnätet och självförsörjning	30
3.3 Simuleringar	31
3.3.1 Simuleringsfall	31
3.3.2 Ingångsparametrar	32
3.3.3 Okontrollerad laddning	32
3.3.4 Algoritmen – smart laddning	33
3.4 Känslighetsanalys	37

4. Resultat	38
4.1 Det simulerade laddbehovet	38
4.2 Självkonsumtionen av solel	39
4.2.1 Okontrollerad laddning	39
4.2.2 Smart laddning med prognoser från AR och ARMA modeller	42
4.2.3 Smart laddning med ideala prognoser	48
4.2.4 Jämförelse mellan fallen	49
4.3 Självförsörjning och behov av energi från nätet	51
4.3.1 Okontrollerad laddning	51
4.3.2 Smart laddning med prognoser från AR och ARMA modeller	54
4.3.3 Smart laddning med ideala prognoser	57
4.3.4 Jämförelse mellan fallen	58
4.4 Resultat från känslighetsanalysen	60
5. Diskussion	66
5.1 Sammanfattning av resultat med förhållande till frågeställningarna	66
5.2 Övrig diskussion	69
5.3 Felkällor och förslag till förbättring	71
6. Slutsatser	72
7. Förslag till framtida studier	73
Referenser	74
Litterära samt internetbaserade källor	74
Datakällor	79
Appendix	80

1. Inledning

Den globala uppvärmningen som till följd av allt för stora utsläpp av koldioxid orsakar idag klimatförändringar och utgör en fara för vår miljö. Ett stort steg i att försöka hindra den globala uppvärmningen togs i december 2015 då Parisavtalet beslutades och skrevs under av 194 länder. En av Parisavtalets huvudpunkter är att hålla den globala uppvärmningen under 1,5 grader (Smith, 2019). För att uppnå detta mål krävs en omställning på flera områden. Två stora områden där förändring krävs och förväntas att ske är elproduktionen samt transportsektorn. Enligt Sveriges nationella klimatmål ska landet inte ha några nettoutsläpp alls senast år 2045. Vidare ska den svenska fordonsflottan vara oberoende av fossila bränslen år 2030 (Naturvårdsverket, 2018). Dessa mål innebär och kräver att åtgärder i form av högre penetration av miljöneutrala och miljövänliga teknologier införs. Framförallt krävs det att elproduktionen blir förnybar samt att fordonsflottan elektrifieras. Som ett försök till att möta målen och minska koldioxidutsläppen ser man omställningen redan idag. Elektriska fordons marknadsandelar och popularitet växer starkt samtidigt som fler och fler solceller installeras för att producera ren och fossilfri el.

Trots att solceller och elbilar är två teknologier som gynnar miljön har de sina specifika nackdelar. Exempelvis är elproduktionen från solceller starkt beroende av vädret och kan inte styras för att anpassas till den aktuella konsumtionen (Luo m.fl, 2017). På grund av svårigheten i att anpassa solelproduktionen till övrig infrastruktur kan hög penetration av solceller i ett elnät orsaka flera problem i form av spänningsökningar och kapacitetsproblem (Munkhammar m.fl. 2013). Ökad andel elektriska fordon i den svenska fordonsflottan ökar karvet på laddinfrastruktur vilket i sin tur ökar behovet på effekt. Om många laddar sina bilar samtidigt kan det leda till att elnätet blir överbelastat under kritiska perioder och risken för att det uppstår kapacitetsbrist ökar. Utöver det sker dessutom laddningen av elfordon oftast utanför timmar med signifikant solelproduktion. Denna missanpassning mellan last och produktion är idag en av de största problemen för distributionsnäten (Fachrizal och Munkhammar, 2019). Ett problem som behöver lösas för att behålla elnätets hållbarhet och säkra elleveranserna. Av den anledningen behövs idag smarta laddningstekniker som lyckas få elfordon och solceller att fungera i en synergi med varandra där den producerade solelen konsumeras direkt av det laddande fordonet.

Detta arbete genomfördes med handledning från STUNS Energi och inom forskningsprojektet "Utveckling och utvärdering av prognostiseringsmodeller för solel och elanvändning över tid och rum" med Uppsala Universitet. STUNS Energi är ett initiativ vars huvudmål är att stödja entreprenörskap och innovationer och utföra samt driva projekt där universitetet, samhället och näringslivet möts (STUNS Energi, 2020). STUNS Energi har tillgång till Region Uppsalas stora mängder av data gällande solelproduktion på flera olika solcellsanläggningar i regionen. Därför är deras roll i detta arbete, förutom handledning, att bidra med relevanta datamängder.

1.1 Syfte

Syftet med detta arbete är att med hjälp av autoregressiva modeller (AR och ARMA) ta fram prognoser för solelproduktion och använda dessa som grund för att skapa en algoritm för smart laddning av elbilar. Algoritmens utformning och funktion baseras i huvudsak på de framtagna prognoserna för att vidare undersöka hur en sådan styrning av laddningen påverkar självkonsumtionen av solel, självförsörjningen samt mängden energi som dras från elnätet. Resultaten jämförs med två extremfall där simulering av okontrollerad laddning samt smart laddning med ideala prognoser genomförs. Undersökningen är viktig eftersom självproducerad solel både är billigare än köpt el men framförallt att dess lokala konsumtion bidrar till att minska elbilarnas belastning på elnätet under deras uppladdningstid. Speciellt då denna belastning ökar med ökad elbilsflotta. Dessutom, ökad självkonsumtion minskar solcellernas interaktion med elnätet vilket har ett flertal positiva effekter. Vidare är syftet att inom ramen för en känslighetsanalys undersöka hur skalan på produktionsanläggningen dvs. mängden producerad energi påverkar självkonsumtionen, självförsörjningen samt mängden energi dragen från elnätet.

1.2 Frågeställningar

För att uppfylla syftet och konkretisera arbetet ytterligare formuleras följande frågeställningar:

- Vilken självkonsumtion samt självförsörjning kan åstadkommas vid användningen av smartladdningsalgoritmen som baseras på prognostiserad solelproduktion?
- Hur påverkar smart laddning baserad på prognostiserad solelproduktion självkonsumtionen när de undersökta fallen jämförs? Alltså där:
 - Laddningen sker på ett okontrollerat sätt
 - Smart laddning med prognoser baserade på AR och ARMA modeller används
 - Smart laddning med ideala prognoser används
- Hur påverkar smart laddning baserad på prognostiserad solelproduktion självförsörjningen samt mängden energi som importeras från nätet när de undersökta fallen jämförs? Alltså där:
 - Laddningen sker på ett okontrollerat sätt
 - Smart laddning med prognoser baserade på AR och ARMA modeller används
 - Smart laddning med ideala prognoser används
- Hur påverkas självkonsumtionen, självförsörjningen samt mängden energi som dras från elnätet när solelproduktionen både skalas upp och ner i de undersökta fallen?

1.3 Avgränsningar

För att möjliggöra genomförandet av arbetet inom den avsatta tiden avgränsas denna enligt följande:

- Endast laddning av bilar som har elektricitet som sin enda energikälla undersöks.
- Systemet och algoritmen för smart laddning som tas fram i arbetet avser endast arbetsplatsladdning och är inte tillämplig för annan typ av laddning, exempelvis hemmaladdning.
- Simuleringarna begränsas till att endast ta hänsyn till AC-laddare som används i Sverige, dvs. laddare med effekten 3,7 kW, 7,4 kW, 11 kW, 22 kW och 43 kW.
- Urvalet av bilar som simuleras begränsas till dessa 10 stycken som vid skrivandet av arbetet var mest populära i Sverige.
- Arbetet begränsas till att endast undersöka självkonsumtionen, självförsörjningen samt energin som behöver tas från elnätet vid laddning.
- Solelproduktionsdata från endast en anläggning används för att ta fram prognoserna samt i simuleringarna. Dock är algoritmen inte begränsad till just det konkreta datasättet och möjligheten till att köra simuleringar med data från en annan anläggning finns.
- Arbetet är rent teoretiskt vilket innebär att vidare arbete och studier krävs för eventuell fysisk applicering.

2. Bakgrund

I detta kapitel presenteras all relevant bakgrundsinformation som behövs för att sätta arbetet i sammanhang och skapa förståelse för syftet och frågeställningarna.

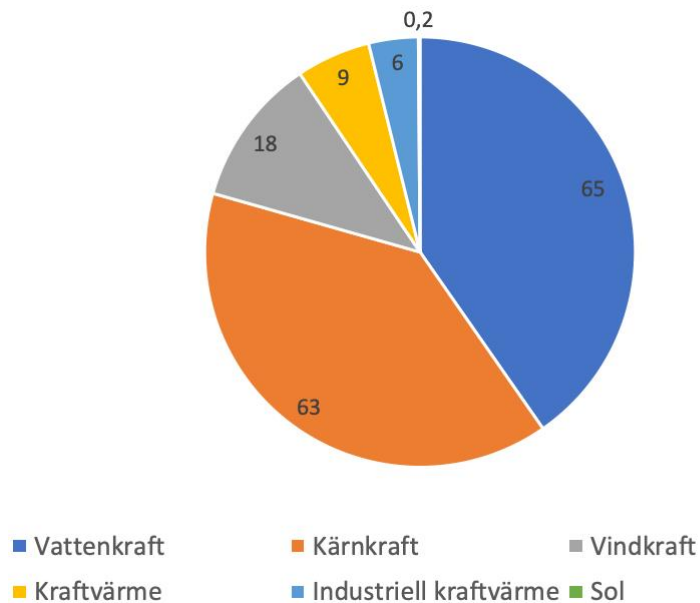
2.1 Det svenska elsystemet i balans

Det svenska elsystemet består av flera komponenter mellan vilka det ständigt måste råda balans. Samhället i Sverige och stora delar av infrastrukturen är beroende av en konstant tillförsel av elektricitet. Detta gör att balanshållning i nätet är viktig för att samhället ska fungera. Att kraftsystemet ständigt måste vara i balans innebär att det vid varje tidpunkt måste produceras lika mycket elektricitet som det konsumeras och måttet på detta är nätets frekvens (Karlsson och Nordling, 2016). I det svenska och för den delen, nordiska synkronområdet ligger frekvensen på 50 Hz och får maximalt avvika med 0.1 Hz. Avvikelser i frekvensen förekommer just då det antingen produceras för mycket eller för lite elektricitet. När produktionen är mindre än konsumtionen, minskar frekvensen och när produktionen är större, ökar frekvensen (SvK, 2019A). I och med dagens miljömål och ambitioner att minska CO₂-utsläpp samt minskande reserver av fossila energikällor kommer vi i framtiden se mer och mer distribuerad och förnybar elproduktion. De förnybara energikällornas ursprung, såsom vind och solkraft, kommer införa en grad av osäkerhet till kraftsystemet. Elproduktionen från dessa energikällor kännetecknas av

intermittens och instabilitet samt att dessa påverkas starkt av väderförhållanden. Produktionen av vindkraft och solkraft kan inte styras på samma sätt som vattenkraft, kolkraft eller kärnkraft. Det innebär att möjligheterna till att anpassa produktionen till konsumtionen minskar. Enligt en undersökning genomförd av Luo m.fl. (2017) minskar kraftbalansen med ökad andel förnybara energikällor vilket gör elförsörjningen mindre pålitlig (Luo m.fl, 2017). Detta tillsammans med ökad elanvändning till följd av exempelvis större grad av elektrifiering inom industrin eller den ständigt ökande elbilsflottan, kan orsaka problem för det redan belastade kraftsystemet i framtiden (Lindholm, 2018). Framförallt elektrifieringen av transportsektorn kan bidra med problem för elnätet. Idag utgör transportsektorn cirka en fjärdedel av energianvändningen i Sverige och målet är att uppnå en fossilfri fordonsflotta fram till år 2030 (Energimyndigheten, 2016). Detta kommer innebära många fler laddningstillfällen och öka elanvändningen. Dessutom, om laddningen av elbilarna sker under effekttopptimmarna kan både den mer intermittenta produktionskapaciteten samt elnätets överföringskapacitet inte räcka till under dessa perioder.

2.2 Elproduktion

I Sverige produceras den största delen av all elektricitet främst i stora anläggningar med stor produktionskapacitet. De två största typerna av elproduktionsanläggningar i Sverige är idag vattenkraft och kärnkraft. År 2017 producerade vattenkraften ca. 65 TWh och kärnkraften omkring 63 TWh vilket motsvarar 40% respektive 39% av den totala elproduktionen (Energimyndigheten, 2019A). Elen som produceras i Sverige kommer till största del från förnybara källor. År 2017 producerades 58% av Sveriges el från förnybara energikällor. Den procentsatsen beror dels på att under de senaste åren, utöver vattenkraften har även andra förnybara energikällor såsom vindkraft och solkraft tillkommit. Framförallt, som kan ses i Figur 1, utgör vindkraften en signifikant andel av Sveriges aktuella energimix med sina 18 TWh, motsvarande 11% av den totala elproduktionen. El som kommer från solkraft är än idag fortfarande väldigt liten när man tar hänsyn till den totala elproduktionen (Energimyndigheten, 2019A). Som syns i Figur 1 nedan är den nästintill obefintlig och under år 2017 producerades 0.2 TWh i de svenska solkraftsanläggningarna. Utvecklingen är dock mycket snabb då fler och fler nya solcellsanläggningar installeras ständigt (Energimyndigheten, 2019A). I och med dagens miljömål om att Sverige ska vara fossilfritt till år 2045 kan man i framtiden förvänta sig att andelen vindkraft och solkraft kommer att växa starkt och utgöra en betydligt större del av Sveriges totala elproduktion (Finansdepartementet, 2019). Detta kommer kräva andra typer av balanseringstekniker samt reducerat och jämnare belastning på elnätet för att bibehålla de säkra elleveranserna. Speciellt kan lasten på nätet minska om fler väljer att producera och konsumera sin egen el och bli så kallade prosumenter. Nettolasten som en sådan prosumenter ger upphov till begränsas och reduceras då den egenproducerade elen nyttjas.



Figur 1. Elproduktion i Sverige år 2017 angivet i TWh (Energimyndigheten, 2019A (data)).

2.3 Eldistribution

Sveriges elförsörjning beror till mycket stor del på det befintliga kraftnätet. Elnätet består av tre nivåer som både kännetecknas av den geografiska placeringen men främst av den spänningsnivån som råder i var och en av dessa. I den största skalan och på den högsta nivån består det svenska kraftnätet av det som kallas för stamnätet. Stamnätet består av de allra kraftigaste ledningarna med den högsta spänningsnivån i elnätets hierarki. Spänningen i stamnätet i Sverige ligger på 400 kV och själva nätet är uppbyggt av 15 000 km kraftledningar med tillhörande 160 kopplings- och transformatorstationer (SvK, 2019B). Ledningarna i stamnätet löper direkt från de elproducerande anläggningarna över långa sträckor. Stamnätet är vidare ihopkopplad med regionnätet. Regionnätet är lägre ner i spänningshierarkin och spänningsnivåerna varierar mellan 40 – 130kV. Vidare, överför regionnätet elen mellan stamnätet och de olika lokalnäten i landet där de flesta av slutförbrukarna finns, alltså hushåll och mindre industrier mm. Här transformeras spänningen stegvis ner till 230 V som finns i de flesta eluttagen i Sverige (Jämtkraft, 2019). I dag sker dock en förändring av denna struktur och det är inte längre säkert att elen som produceras kommer från någon av de stora anläggningarna via stamnätet. Exempelvis börjar privatpersoner eller företag i allt större utsträckning bli elproducenter själva och har egna produktionsanläggningar, som t.ex. solceller, hemma och på arbetsplats. Detta visar på att i framtiden kan vi förvänta oss ett mer distribuerat nät med fler mindre produktionsanläggningar utspridda över landet där människor konsumerar den egenproducerade elen i större utsträckning än idag (Jämtkraft, 2019).

2.4 Effektbrist och kapacitetsbrist – problematisering

I dagens samhälle förekommer begreppen effekt- och kapacitetsbrist allt oftare. Dessa två fenomen som idag blir alltmer sannolika hänger ihop med den ökande efterfrågan på elektricitet (E.ON, 2020).

Tar man en titt på hur trenden för elförbrukningen per capita har sett ut de senaste 50 åren ser man att denna har ökat kraftigt fram till slutet av 80-talet. Den totala elanvändningen har ökat med över 120% sen 1970-talet vilket beror på olika faktorer såsom elprisets utveckling, befolkningsförändringar eller förändringar i näringslivets struktur. Dock, är det den generella tekniska och ekonomiska utvecklingen som har drivit på ökningen av elanvändningen starkt under dessa år (Holmström, 2019). Nya maskiner och teknologier som oftast drivs av el utvecklas ständigt och människor har råd med att köpa dessa i större utsträckning idag än tidigare vilket ökar elkonsumtionen. Efter 80-talet har vi i Sverige i stort sett haft en konstant elförbrukning. Det är dock inte den totala elförbrukningen som är problemet (Bergström, 2019). Problemet är den ökade efterfrågan på effekt vilket redan nu börjar skapa problem. Elektrifiering inom flera vardagliga företeelser som t.ex. transport samt befolkningens likartade livsstil leder till generella mönster gällande elanvändning vilket skapar situationer där hög effekt efterfrågas samtidigt. De flesta människor följer mönstret. De går upp på morgonen, tänder lampor, kokar vatten, använder brödrost, mikrovågsugnar, spisar osv. På kvällen, när individer kommer hem efter jobbet lagar de mat, tittar på tv, använder datorer osv. Dessa saker syns väldigt tydligt på elanvändningen och skapar effekttoppar på morgonen och på kvällen (Van der Kam och Van Sark, 2015). Om många gör detta samtidigt, och fler saker elektrifieras, såsom bilar, samtidigt som den intermittenta elproduktion ökar, kan det resultera i att effekten från nätet inte räcker till under vissa stunder vilket skapar problem. Framförallt kan en ökning av elbilar påverka elnätet. Enligt Van der Meer m.fl. (2016) kan redan en relativt liten ökning av laddbara bilar i framförallt tätbefolkade områden såsom städer, reducera elnätets pålitlighet. Detta på grund av betydande kraftvågor orsakade av okontrollerad laddning som i sin tur kan ge upphov till effektbrist (Van der Meer m.fl. 2016).

Effektbrist förekommer under stunder då efterfrågan på el är större än vad som produceras vid det tillfället. Produktionsanläggningarna klarar helt enkelt inte av att producera tillräckligt mycket elektricitet för att tillfredsställa behovet under en viss specifik period vilket leder till strömavbrott (Bergström, 2019). Svårigheten med att producera tillräckligt mycket elektricitet hänger ihop med den ökade andelen intermittenta energikällor och större effektbehov. Det kan uppstå scenarion där det är väldigt kallt i landet vilket ökar efterfrågan, det blåser inte vilket påverkar produktionen i den växande vindkraftssektorn, reserverna i vattenkraftens dammar är otillräckliga till följd av ett torkår, mm (Bergström, 2019). Hur sannolikt är det då att effektbrist uppstår? Enligt Svenska Kraftnät (2018) är vi redan idag väldigt nära att överstiga elproduktionens kapacitet. Den 28 februari 2018 mellan 08:00 och 09:00 noterades den största svenska elförbrukningen som låg på ca. 26 700 MW. Denna var 800 MW större än största elförbrukningen året innan. Under den

timmen var effektmarginalerna för att upprätthålla balansen i elnätet väldigt små. Enligt de genomförda prognoserna för vintern 2018/2019 hade Sverige en negativ effektbalans under timmar med topplast som låg på ca. -400 MW förutsatt en normalvinter. För en kraftig tioårsvinter låg effektbalansen enligt prognoserna på -1500 MW (SvK, 2018). Enligt prognosen för vintern 2019/2020 förväntas effektbalansen ligga på -1000 MW förutsatt en normalvinter (Holmström, 2020). Enligt Ulla Sanborgh som är generaldirektör på Svenska kraftnät blir Sverige mer och mer beroende av elimporter under topplasttimmarna i syfte att behålla balansen. Detta beroende förväntas att öka med de produktionsbortfallen som planeras inom kärnkraften och effektbalansen försämrats. Att ersätta de kärnreaktorer som läggs ner med vindkraft är inte heller hållbart då vindkraften inte kan bistå med planerbar produktion och sätta igång med produktionen precis då det behövs (SvK, 2018). Risker för lokala effektbrister är redan här och växer. Städer som Uppsala, Stockholm och Malmö är redan idag utsatta för situationer där effektbrist uppstår under årets kallaste dagar (Bergström, 2019).

Kapacitetsbrist är en annan faktor som kan bidra till avbrott inom elleveranserna och som också hänger ihop med effektefterfrågan. Den tidigare nämnda elektrifieringen inom flera områden i samhället orsakar att allt mer el efterfrågas. Elsystemet är uppbyggd av fysiska komponenter såsom ledningar och transformatorer där var och en av dem har en viss maximal kapacitet. Ökande efterfrågan på allt större elleveranser bidrar till att elnätets komponenter börjar idag stundvis nå sin gräns för vad de kan överföra (Bergström, 2019). Detta gäller stamnätet men också de regionala och lokala näten i landet. Utökningen av nätets kapacitet med nya ledningar tar alldeles för lång tid och utvecklingen samt urbaniseringen i de svenska städerna som t.ex. Stockholm och Uppsala sker i mycket snabbare takt än vad man hade trott. Effektbristen och kapacitetsbristen orsakar redan idag hinder för den fortsatta utvecklingen då Svenska kraftnät säger stopp till utökningen av effektabonnemangen i Stockholms regionala nät vilket hindrar etableringen av nya industrier mm (Bergström, 2019).

Därför, att öka elektrifieringen inom flera områden i samhället samtidigt som planerbar elproduktion minskar och variabel elproduktion ökar är riskfyllt. Smarta infrastruktursystem för laststyrning och energilagring samt användarflexibilitet behövs för att upprätthålla balansen på nätet samtidigt som utvecklingen och elektrifieringen fortsätter.

2.5 Elektriska fordon

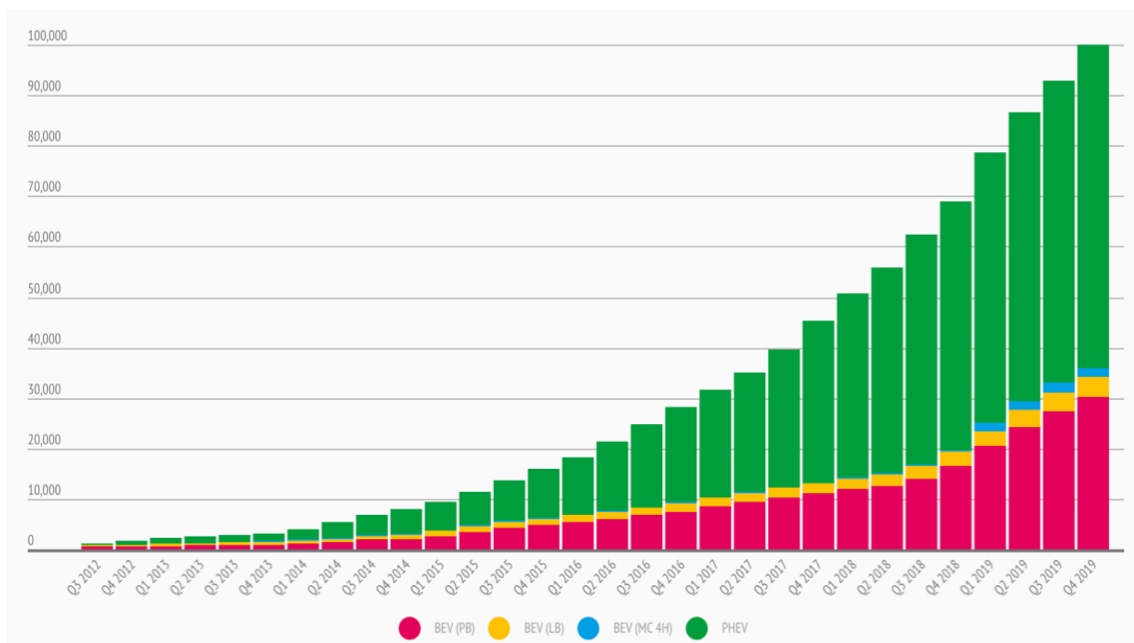
En övergång till fossilfri energi och transportsystem kräver införande och användning av fossilfria teknologier. En sådan teknologi som på senaste tiden blivit mycket populär är elbilen. Olika typer av elektriska fordon blir allt mer populära och syns oftare på vägarna. Detta är till följd av klimatmålen som Sverige har antagit om att energieffektivisera transportsektorn och bryta dess fossilberoende. Som en del av klimatmålet med obefintliga nettoutsläpp år 2045 har man beslutat om att växthusgasutsläppen från inrikestransporter ska minska med minst 70% till år 2030 relativt utsläppsnivån år 2010

(Trafikverket, 2018). Dessutom har teknikutvecklingen bidragit till att elbilarna blivit billigare och mer tillgängliga för konsumenterna.

2.5.1 Elbilens historia och utveckling

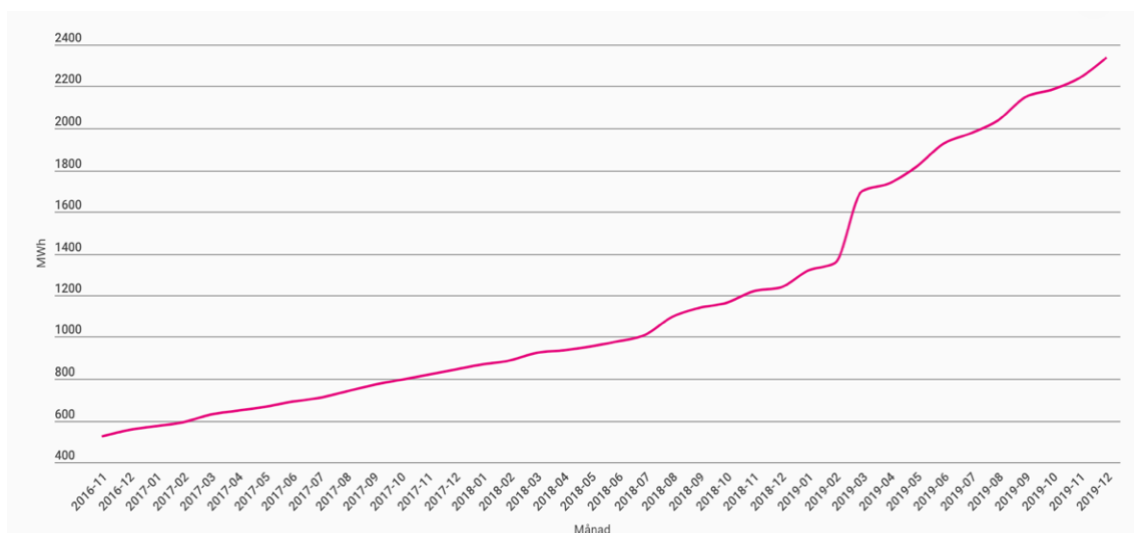
Idén med att driva bilar med hjälp av elektriska motorer och batterier är inget nytt och har varit känt sedan länge. Elbilen introducerades för mer än 100 år sedan och många olika tillverkare var intresserade av konceptet och gjorde försök att lansera sina egna elbilar. I slutet av 1900-talet fanns det över 60 elektriska taxibilar i New York och år 1900 utgjorde elbilar nästan en tredjedel av hela fordonsflottan (Matulka, 2014). Intresset för elbilar växte de kommande 10 åren främst på grund av att elbilar saknade vissa av dåtida förbrännings- och ångbilarnas problem såsom växling eller svåra uppstartprocesser. Dock har den snabba utvecklingen och standardiseringen inom produktionen av bensinbilar bidragit till ett lägre pris vilket utkonkurrerade priset för dåtidens elbilar. Ett primärt exempel är Ford Model T som kostade omkring 650 dollar samtidigt som en jämförbar elektrisk bil kostade 1750 dollar (Matulka, 2014). Den ständiga utvecklingen av förbränningsmotorer gjorde att det då var möjligt att resa längre sträckor vilket bidrog till att elbilar inte längre kunde konkurrera. Det som ytterligare bidrog till elbilens nedgång var de låga och sjunkande bensinpriserna samt utvecklingen av infrastrukturen i form av fler bensinmackar. Allt detta gjorde att det både var billigare och lättare att äga och färdas med en bensinbil. Genom historien har intresset för elbilen väckts upp flera gånger i samband med exempelvis oljekriserna på 70-talet. Intresset har dock aldrig riktigt stannat. Oljeanvändningen har tagit över och drivit på utvecklingen inom världens transportsektor vilket har bidragit till att vi idag åker med bilar som oftast drivs av förbränningsmotorer (Matulka, 2014).

Dock, de senaste åren håller detta på att förändras. Orsaken är den snabba utvecklingen av teknologin som framförallt företaget Tesla har bidragit med men också de klimatmålen och styrmedlen som har införts gentemot personbilar. Figur 2 visar den senaste utvecklingen av antalet eldrivna (BEV) personbilar (PB), lastbilar (LB), motorcyklar/fyrhjulingar (MC 4H) samt laddhybrider (PHEV) i Sverige. Som man kan se, år 2012 fanns det totalt knappt 1300 laddbara elfordon registrerade på de svenska vägarna. Figur 2 visar en nästintill exponentiell utveckling av elbilsflottan och i slutet av 2019 fanns det över 100 000 laddbara elbilar registrerade. Detta är en ökning på över 45% jämfört med samma kvartal år 2018 (Power Circle, 2020A).



Figur 2. Utveckling av antalet laddbara eldrivna fordon per kvartal mellan åren 2012 och 2019.(Power Circle, 2020A). Bilden används med tillåtelse av Daniel Kulin, Power Circle.

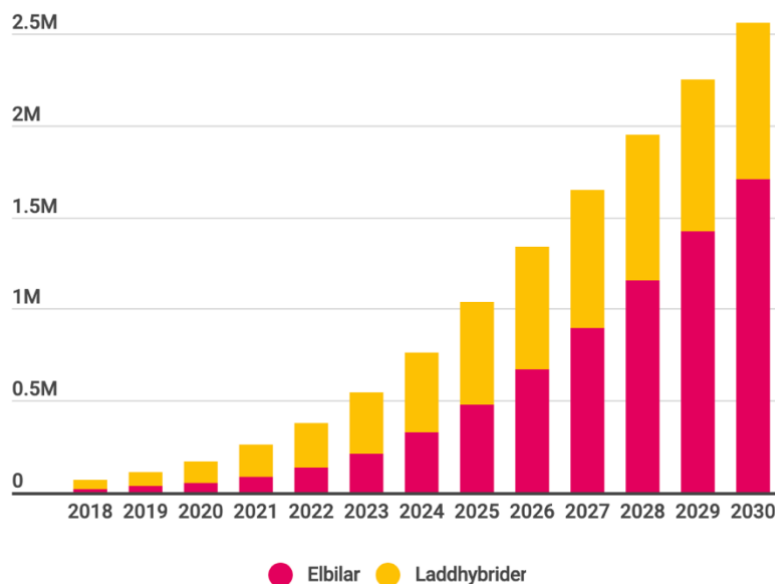
Den snabba tillväxten av elbilar innebär en snabb tillväxt av batterier som behöver laddas och som bidrar till den totala lasten på nätet.



Figur 3. De registrerade elbilarnas samlade batterikapacitet i MWh per månad fram till år 2020 (Power Circle, 2020B). Bilden används med tillåtelse av Daniel Kulin, Power Circle.

Som syns i Figur 3 har den samlade batterikapaciteten hos alla registrerade laddbara elbilar varit ca. 500 MWh i slutet av år 2016. Utvecklingen av elbilsflottan har bidragit till att tre år senare, i slutet av år 2019 låg den samlade batterikapaciteten på över 2300

MWh (Power Circle, 2020B). Det är en ökning på 460% på tre år. För att sätta detta i perspektiv är en normal årlig elanvändning för en villa med fjärrvärme ca. 5000 kWh och med eluppvärmning ca. 20 000 kWh (Energimarknadsbyrån, 2020). Den samlade batterikapaciteten från de svenska elbilarna skulle alltså räcka för att driva 460 villor med fjärrvärme eller 115 villor med eluppvärmning i ett år. Dessa siffror visar på hur det ser ut idag. Prognoserna visar dock att denna utveckling kommer att fortsätta i samma snabba takt. I en rapport skriven av Kulin och Andersson (2018) som undersöker det nuvarande elbilsläget samt framtiden visas det att elbilarnas marknadsandelar förväntas att öka och år 2030 ska ca. 90% av alla nyköpta bilar vara elbilar. Redan år 2025 prognostiseras det om att elbilars marknadsandelar i nybilsförsäljningen kommer att dominera. Detta i samband med stöd för nybilsköpare som förväntas ligga kvar i framtiden men också mer skärpta styrmedel såsom fler miljözoner och högre koldioxidskatt (Kulin och Andersson, 2018)



Figur 4. Prognos på utvecklingen av antalet elbilar och laddhybrider per år fram till 2030 (Kulin och Andersson, 2018). Bilden används med tillåtelse av Daniel Kulin, Power Circle.

Baserad på prognoserna inom elbilarnas marknadsandelar i nybilsförsäljningen har Kulin och Andersson (2018) tagit fram en prognos på utvecklingen av antalet elbilar fram till år 2030. Analysen baseras också på att en bil har en livslängd på ca. 17 år och att det i genomsnitt säljs 320 000 nya bilar varje år, vilket är ett genomsnitt på de senaste tio åren. Resultatet, som syns i Figur 4, är att år 2030 kommer det att finnas över 2,5 miljoner laddbara elbilar i Sverige varav ca. 850 000 är laddhybrider och 1,7 miljoner är elbilar (Kulin och Andersson, 2018). Denna utveckling kommer att kräva signifikanta förändringar i dagens elnät för att kunna försörja den omfattande laddinfrastrukturen som 2,5 miljoner elfordon kommer att behöva.

2.5.2 Typer av elbilar

Inom begreppet ”elbilar” ingår fordon med flera olika lösningar där alla drivs av en eller flera elmotorer. Generellt finns det tre skilda sorters fordon som använder sig av el för att drivas. Bland andra finns de tidigare nämnda laddhybrider (PHEV), och batteridrivna elbilar (BEV). Utöver dessa finns också hybridbilar (HEV). Enligt Office of Energy Efficiency & Renewable Energy, (2020), definieras en elbil som så att det är ett fordon som kan laddas från en extern energikälla. Detta till skillnad från exempelvis hybridbilar (HEV) som enbart laddas via den integrerade förbränningsmotorn och därför inte ingår i denna definition (Office of Energy Efficiency & Renewable Energy, 2020). Detta innebär att pluginhybrider (PHEV) och batteridrivna elbilar (BEV) ingår i definitionen ”elbil”.

Batteridrivna elbilar (BEV) är fordon som använder sig av ett batteri till att lagra energi som sedan i sin tur används för att driva elmotorerna. Batteriet laddas enbart med elektricitet från externa energikällor och sådana fordon konsumerar inga oljebaserade bränslen och därmed producerar inga direkta utsläpp. De flesta BEVs har dock system för bromskraftåtervinning som tillför extra energi som annars skulle gå till spillo vid inbromsning. Det som också utmärker BEVs är att de ofta kan köra längre sträckor på samma laddning på grund av den större batterikapaciteten. Sträckan som en BEV kan köra på en laddning kan variera beroende på tillverkare och modell och kan vara allt ifrån 130 km upp mot 600 km (Office of Energy Efficiency & Renewable Energy, 2020). Några exempel på populära BEVs i Sverige är Tesla Model S och Model 3, Nissan Leaf eller BMW i3 (Power Circle, 2020C).

Laddhybrider (PHEV) är till skillnad från BEVs inte enbart beroende av extern laddinfrastruktur och drivs inte uteslutande med elektricitet. PHEVs är både utrustade med elektriska motorer men också med förbränningsmotorer som arbetar ihop. Konfigurationen av dessa beror på tillverkaren och modellen men definitionen av en PHEV innehåller just en förbrännings- och elmotor. Beroende på vad det är för bil kan batteriet i en PHEV både laddas från en extern elektricitetskälla men också med hjälp av en generator som drivs av förbränningsmotorn. På grund av att PHEVs innehåller både en förbrännings- och elmotor som väger en del, har de oftast ett mindre batteri i jämförelse med BEVs vilket bidrar till att sträckan som kan köras på enbart el krymper markant. Totala sträckan som en PHEV kan köra maximalt är dock längre i jämförelse med en BEV just på grund av möjligheten att kunna köra på bensin eller diesel (Office of Energy Efficiency & Renewable Energy, 2020). Några av de mest populära PHEVs i Sverige är VW Passat GTE, Mitsubishi Outlander PHEV eller Kia Optima PHEV (Power Circle, 2020C).

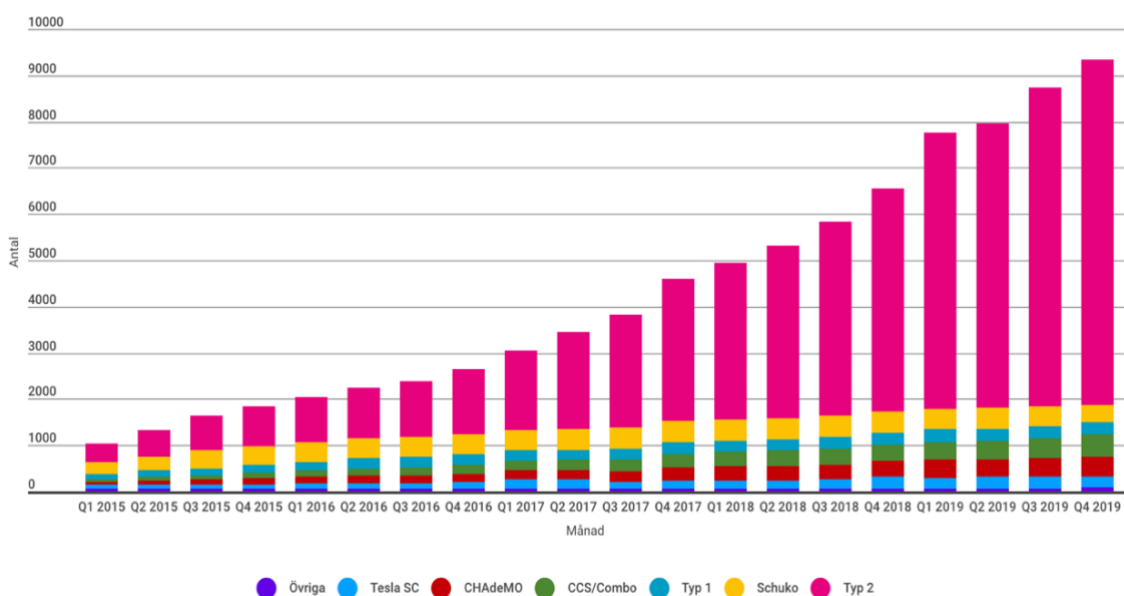
Dock, är det batteridrivna elbilar (BEV) som är mest intressanta för detta arbete och termen ”elbil” kommer i fortsättningen referera till den typen av fordon. Anledningen till att den typen av elfordon är intressanta för detta arbete är faktumet att batteridrivna elbilar oftast har mycket längre räckvidd som kan köras på el än pluginhybrider då dessa endast drivs med el. Det innebär då att dessa bilar endast har ett behov på laddning och inget annat bränsle, vilket kan vara fallet med laddhybrider (PHEV). Laddhybriderna skulle då

potentiellt inte klara av att köra vissa längre sträckor i simuleringen på endast el och om behovet skulle beräknas på samma sätt som för batteridrivna elbilar, skulle det generera orealistiska fall. Trots det, är det relevant att nämna att sådana elfordon finns och hur de fungerar.

2.5.3 Laddinfrastruktur i Sverige

En ökande elbilsflotta kräver en utvecklande och välfungerande laddinfrastruktur i hela landet för att möjliggöra tillgången till laddstationer var man än befinner sig. En välutbyggd laddinfrastruktur som både är standardiserad och kvalitetssäkrad men också användarvänlig har potentialen att öka intresset för framtida elbilsägare (Power Circle, 2020F). Dessutom ökar möjligheterna till att använda de laddbara fordonen som finns på samma sätt som konventionella fordon används där bensinmackar är tillgängliga nästintill överallt. I och med en välfungerande laddinfrastruktur kommer dagens elbilsanvändare kunna sprida sina erfarenheter av elbilsägande och användning i vardagen och förhoppningsvis locka flera potentiella elbilsägare (Power Circle, 2020F).

Perspektivet för att uppnå en väluppbyggd och fungerande laddinfrastruktur i Sverige ser idag väldigt bra ut, speciellt när hänsyn tas till den senaste utvecklingen.

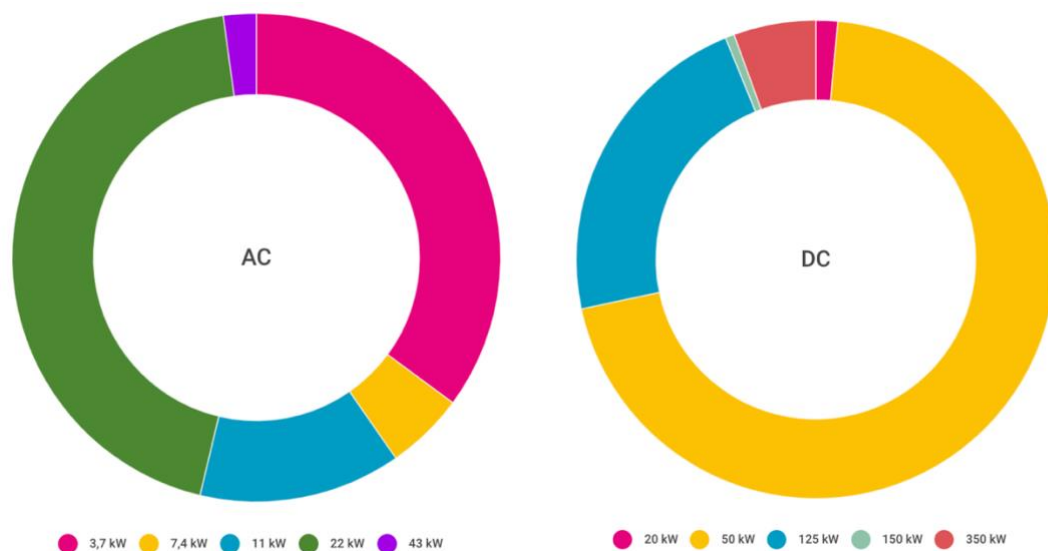


Figur 5. Utvecklingen av antalet publika laddpunkter i Sverige per kvartal mellan 2015 och 2019 (Power Circle, 2020D). Bilden används med tillåtelse av Daniel Kulin, Power Circle.

Figur 5 visar antalet publika laddpunkter av olika typer i Sverige per kvartal mellan 2015 och 2019. Som syns i Figur 5 fanns det i början av 2015 ca. 1000 publika laddpunkter i Sverige. Under fyra år har denna siffra ökat med över 900% och i slutet av 2019 fanns det totalt 9348 publika laddpunkter i landet. Det innebär att det idag finns en publik laddpunkt för nästan 11 laddbara bilar (Power Circle, 2020D). År 2018 fanns det en

publik laddpunkt för knappt 10 bilar vilket betyder att elbilsflottan växer i något snabbare takt än laddinfrastrukturen (Kulin och Andersson, 2018).

Intressant är också att titta på den nominella effekten som de befintliga laddpunkterna kan leverera. I den svenska laddinfrastrukturen används både DC-laddare (likström) och AC-laddare (växelström). Generellt levererar DC-laddare högre effekt jämfört med AC-laddare vilket gör att DC-laddare kan ladda upp bilen snabbare. När man jämför antalet AC och DC-laddare per deras nominella effekt mellan åren 2017 och 2018 framkommer det att det både byggdes och användes fler DC och AC laddare med högre effekt år 2018 i jämförelse med året innan (Kulin och Andersson, 2018). År 2017 hade de flesta AC-laddare en effekt på 3.7 kW. Året efter hade de flesta AC-laddare en effekt på 22 kW och det fanns 2226 stycken. Samma trend gäller DC-laddare. År 2017 var laddare med effekten 50 kW vanligast. Året efter har antalet laddare med effekten 125 kW fördubblats (Kulin och Andersson, 2018). Denna trend fortsätter även år 2019.



Figur 6. Antalet publika AC och DC laddare i Sverige fördelade på deras nominella effekt år 2019 (Power Circle, 2019E). Bilden används med tillåtelse av Daniel Kulin, Power Circle.

Som kan ses i Figur 6 utgör AC laddare med effekten 22 kW nästan hälften av alla publika laddare. Dess antal har även ökat i jämförelse med 2018 från 2226 till 3597 stycken år 2019. På DC sidan är den fortsatta ökningen av 125 kW laddare inte lika markant som mellan 2017 och 2018 då dessa endast ökat med två i antal mellan 2018 och 2019. Det som dock utmärker sig i siffrorna från 2019 är faktumet att det har tillkommit DC-laddare med en effekt på 150 kW och 350 kW. Dessa fanns inte under 2018. Idag finns det 64 stycken 350 kW laddare och 7 stycken 150 kW laddare. Så även om ökningen av 125 kW laddare inte är signifikant så har det tillkommit två ännu kraftfullare laddare vilket ökar DC-effektutbudet (Power Circle, 2019E).

Denna utveckling är ett klart tecken på att mer och mer effekt konsumeras och efterfrågas av den svenska laddinfrastrukturen vilket är en konsekvens av den ökande elbilsflottan samt att individer vill ladda sina bilar snabbt.

2.6 Solceller och solelproduktion

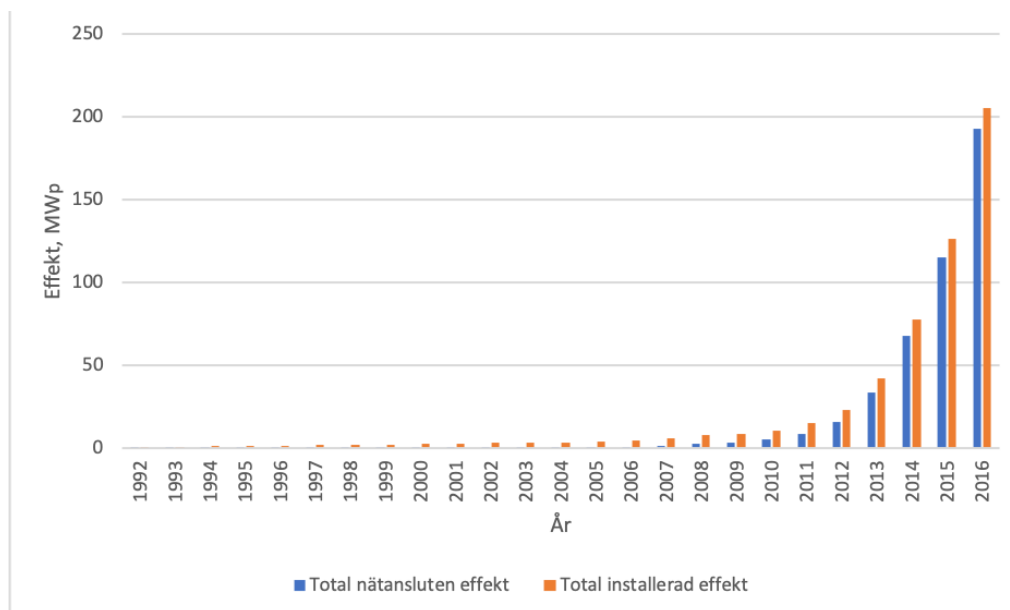
Solceller är en praktisk och lätthanterlig elektricitetskälla som genom den fotovoltaiska effekten omvandlar solenergi till elektricitet. För många kan solceller vara en attraktiv lösning då dessa inte innehåller några rörliga delar och därför är deras underhåll mycket begränsad (Vattenfall, 2020). Framförallt i och med de satta miljömålen, olika subventioner men också teknikutvecklingen har den globala marknaden för solceller och solelproduktionen ökat mycket snabbt de senaste åren. Utvecklingen inom teknologin har lett till kraftiga prisreduceringar och år 2014 har priset för kristallina kiselmoduler minskat med 83% sedan år 2000 vilket bidragit till marknadens utveckling och ökning av solcellsanläggningar (Van der Meer m.fl. 2018). Den globala tillväxten av solelproduktion har framförallt varit stor under det senaste decenniet och vid slutet av år 2015 fanns drygt 227.1 GW installerad effekt (Van der Meer m.fl. 2018). Tar man en titt på hur mycket av det globala elbehovet som kunde tillfredsställas av solelproduktionen under 2017 var det ca. 2% (Luthander, 2019). Två år senare, år 2019 har denna andel växt till 2,6% och den totala installerade effekten passerade 0.5 TW (IEA PVPS, 2019).

2.6.1 Utveckling inom solelproduktion i Sverige

I Sverige har solceller använts redan på 70-talet. Under den tiden, då man började använda solceller i Sverige var det oftast system som var fristående och hade ingen möjlighet att koppla upp sig till elnätet och leverera el. Dessa system var oftast placerade i anslutning till båtar, husvagnar eller sommarstugor. Trots att utvecklingen inom applikationen av solceller har gått framåt, är de ovannämnda tillämpningarna fortfarande mycket aktuella (Energimyndigheten, 2019B). Riktningen som utvecklingen har följt på senare tid är att man har börjat bygga större solcellsanläggningar och börjat ansluta dessa till elnätet. Det har även blivit mer tillgängligt och populärt för privatpersoner och villaägare att installera solceller på sina tak. Denna utveckling beror till största del på att tekniken har blivit mycket billigare genom åren men också faktumet att det har införts olika stöd för solelproducenter för att främja miljövänlig elproduktion (Energimyndigheten, 2019B). Den ökande trenden och intresset för netto-noll byggnader, alltså byggnader som på årsbasis producerar och konsumerar lika mycket energi, har också haft en inverkan på expansionen av solceller i privata bostäder (Fachrizal och Munkhammar, 2019).

Den installerade effekten av solceller växer starkt i Sverige. År 2016 installerades ungefär 79.2 MW_p vilket innebär att i jämförelse med 2015 har den svenska solcellsmarknaden växt med 63%. Detta då endast 48.4 MW_p installerades år 2015. Den totala installerade effekten uppgick till över 205 MW_p år 2016 (Lindh, 2016). Den kraftiga tillväxten av installerade anläggningar syns både när det gäller den kommersiella marknaden såväl som marknaden för privata bostäder och hus. Den största andelen solcellsanläggningar som installeras idag är för kommersiella syften där varje anläggnings installerade effekt

överstiger 20 kW. Den näst största andelen av solcellsanläggningar som installeras årligen är just för privata bostäder och hus där bostadsägare producerar el för eget bruk eller för försäljning till elnätet. Solelproduktion för försäljning till elnätet är speciellt aktuellt då den absolut största andelen av den totala installerade effekten i Sverige är anläggningar med anslutning till elnätet. Som syns i Figur 7, år 2016 uppgick denna nätanslutna effekt till närmare 193 MW_p. Detta ger upphov till en större grad av dubbleriktad eldistribution i nätet där el inte bara distribueras från några få centrala anläggningar som det har skett hittills, utan nu också från många små utspridda anläggningar som både producerar och konsumerar el (Lindahl, 2016). I Figur 7 syns utvecklingen av solcellernas totala installerade effekt samt utvecklingen av den installerade effekten inom nätanslutna anläggningar i Sverige mellan 1992 - 2016.



Figur 7. Utveckling av kumulativ installerad effekt i Sveriges solcellsanläggningar där både den totala installerade effekten samt installerade effekten hos nätanslutna anläggningar visas (Lindahl, 2016 (data)).

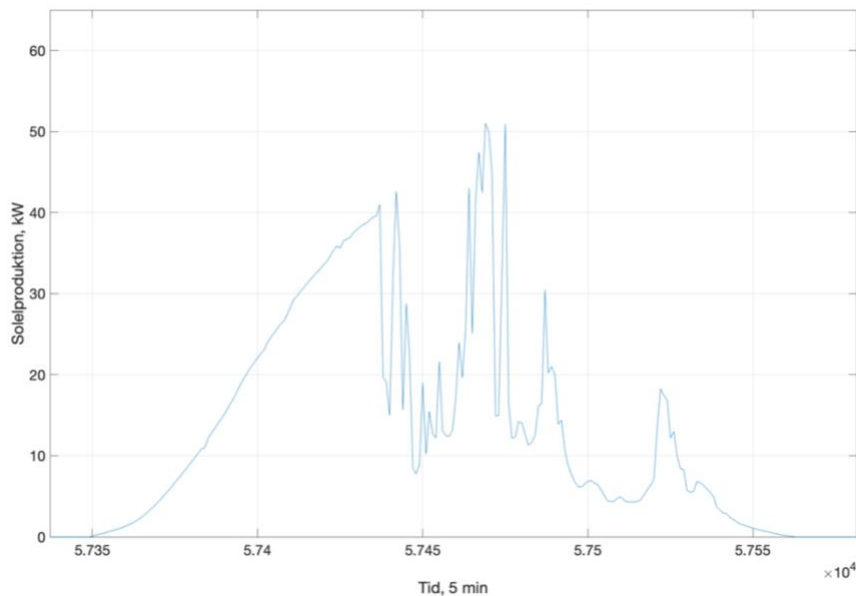
I Figur 7 ser man hur snabb utvecklingen är och efter år 2016 fortsätter expansionen av solcellsanläggningar. Antalet nätanslutna solcellsanläggningar har mellan 2017 och 2018 ökat med ca. 67%. Det totala antalet anläggningar i Sverige var i slutet av 2018 nästan 25 000 som tillsammans utgjorde den totala installerade effekten på 411 MW_p (Energimyndigheten, 2019B).

2.6.2 Solinstrålning och solelproduktion

Solinstrålning är den mängden effekt från solen som når jorden per kvadratmeter och mäts i W/m². Det är just den som elproduktionen i solcellerna beror på. Mängden producerad el i en solcellsanläggning beror på solinstrålningen, storleken på anläggningens totala yta som solstrålarna kan träffa samt solcellernas verkningsgrad. Detta gör att solelproduktionen varierar på samma sätt som solinstrålningen.

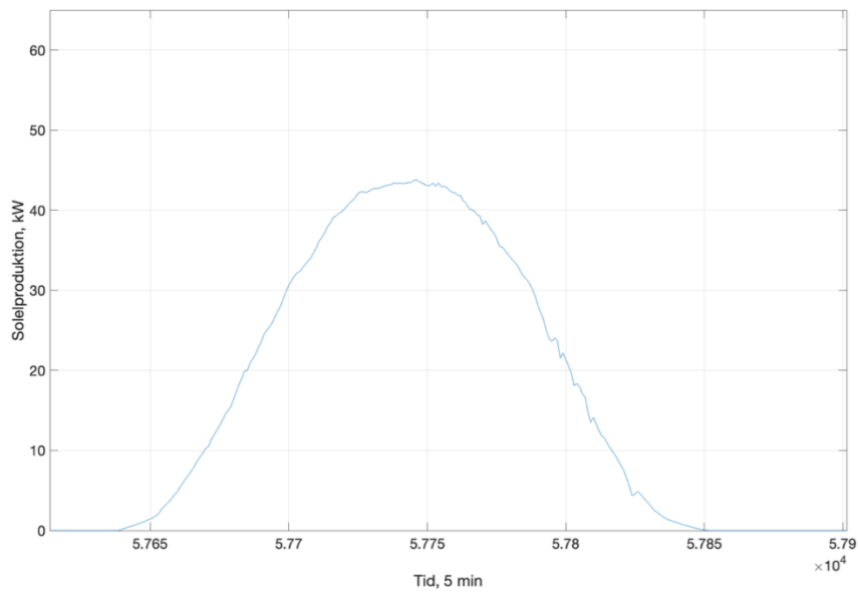
Solinstrålningen som träffar jorden varierar under dygnet och under året. Dygnsvariationerna beror främst på faktumet att jorden är i rörelse i relation till solen vilket gör att solinstrålningen, oavsett dagen på året, ökar från ca. 8:00 på morgonen. Beroende på dag under året toppar solinstrålningen mellan 10:00 och 13:00 och därefter avtar den (SMHI, 2017). En annan faktor som till stor del påverkar solinstrålningen är meteorologiska förhållanden såsom exempelvis moln. Moln kan i mycket stor grad och mycket snabbt påverka solinstrålningen och därmed påverka solelproduktionen negativt (SMHI, 2017). I Figur 8A visas solelproduktionen i en av Uppsala Regions anläggningar under en klar exempeldag i juli och i Figur 8B visas solelproduktionen under en molnig exempeldag i juli.

A



Figur 8A. Solelproduktion från anläggningen på hus F15 - Förlossningsbyggnaden Akademiska sjukhuset (A1157_AS3) i Uppsala under en molnig dag i juli (STUNS Energi, 2020 (data)).

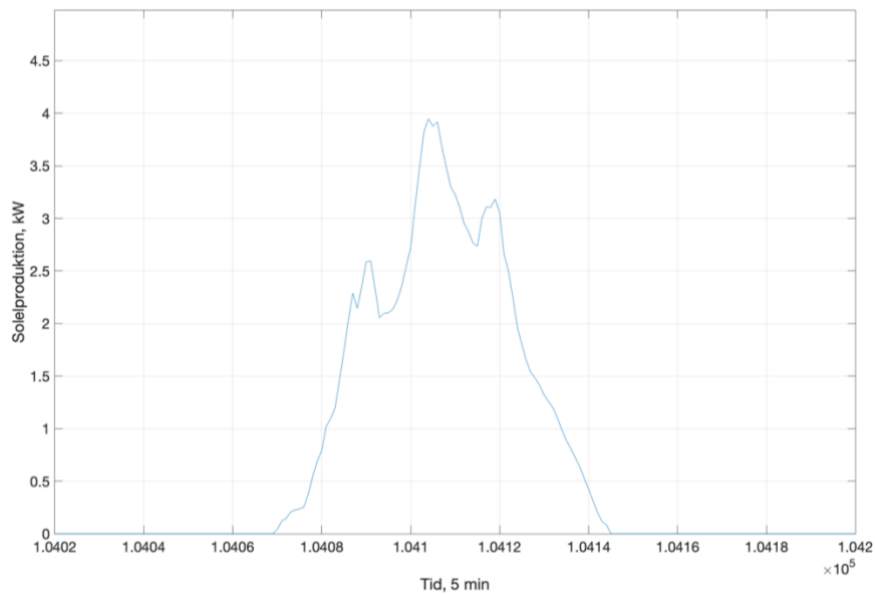
B



Figur 8B. Solelproduktion från anläggningen på hus F15 - Förlossningsbyggnaden Akademiska sjukhuset (A1157_AS3) i Uppsala under klar dag i juli (STUNS Energi, 2020 (data)).

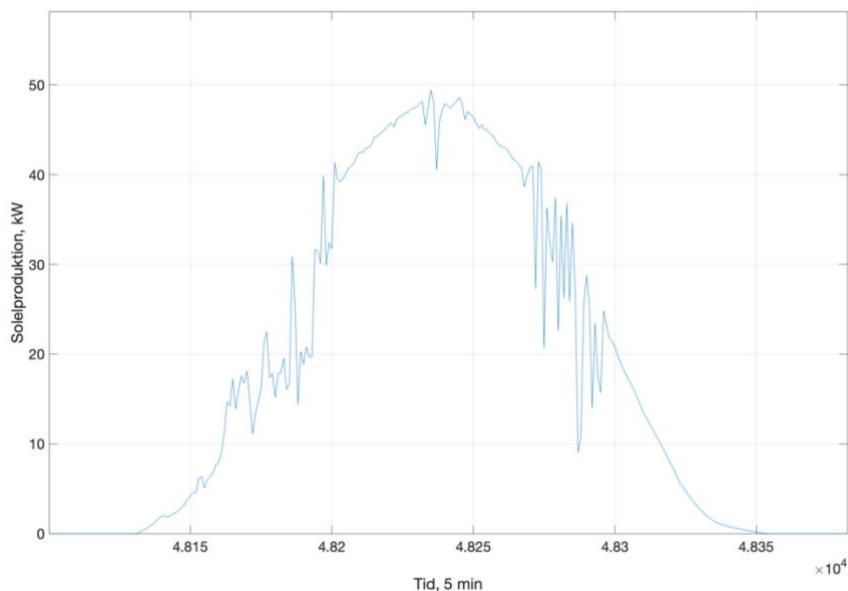
Vidare varierar solinstrålningen starkt på årsbasis också. Denna variation beror främst på hur högt solen befinner sig på himlen en given dag på året samt hur lång dagen är. På vintern är dagarna i Sverige korta vilket medför få soltimmar och dessutom ligger solen lågt på himlen. Detta bidrar till att solinstrålningen begränsas starkt på vintern och det produceras inte mycket elektricitet i solcellerna. På sommaren är det däremot tvärtom. Dagarna är långa vilket ökar tidsintervallet då solel produceras. Solen står dessutom högt vilket ökar solinstrålningen och därmed solelproduktionen (SMHI, 2017). I Figur 9A visas solelproduktionen i en av Uppsala Regions anläggningar under en typisk dag i december och i Figur 9B under en typisk dag i juni.

A



Figur 9A. Solelproduktion från anläggningen på hus F15 - förlossningsbyggnaden Akademiska sjukhuset (A1157_AS3) i Uppsala under en typisk decemberdag (STUNS Energi, 2020 (data)).

B



Figur 9B. Solelproduktion från anläggningen på hus F15 - förlossningsbyggnaden Akademiska sjukhuset (A1157_AS3) i Uppsala under en typisk junidag (STUNS Energi, 2020 (data)).

I Figur 9A syns det mycket tydligt att under vintertiden produceras mycket mindre solei i jämförelse med sommarperioden. Under decemberdagen producerar solcellerna

maximalt 4 kW medan under junidagen i Figur 9B produceras nästan 50 kW som mest. Dessutom skiljer sig bredden på kurvorna också vilket indikerar på mycket längre dagar och fler soltimmar per dag under sommaren än under vintern.

2.7 Solcellernas och elbilarnas påverkan på elnätet

I samband med klimatproblemen och de införda miljömålen förväntas den globala solcellsmarknaden och den installerade effekten att växa. Om tillväxten fortsätter i samma trend som det har skett de senaste tio åren kommer solelproduktionen slutligen utgöra en signifikant andel av den totala elproduktionen (Van der Meer m.fl. 2018). I Tyskland exempelvis, kan andelen solelproduktion utgöra upp till 50% av den aktuella konsumtionen under soliga dagar och under 2019 utgjorde solelen ca. 8,2% av den totala konsumtionen i landet (Wirth, 2020). Samtidigt, som presenterades i avsnitt 2.2.1, leder klimatproblemen till att antalet elbilar på vägarna ökar kraftigt och enligt prognoser, förväntas att fortsätta öka med samma trend. Både den ökande penetrationen av solel och den ökande elbilsflottan kan leda till en rad nackdelar och problem för elnätet. Elektrofiering av transportsektorn ökar efterfrågan på elektricitet och bidrar till den redan idag sannolika effektbristen. Speciellt då de typiska laddningsmönstren ökar de redan existerande effekttopparna ytterligare (Van der Kam och Van Sark, 2015). Även andra problem som exempelvis stora lastvariationer, höga topplaster, spänningsvariationer eller överbelastningar av komponenter i elnätet blir mer och mer aktuella och utmanar de hittills fungerande distributionsnäten (Fachrizal och Munkhammar, 2019). Dessutom, med ökad penetration av respektive teknologi, ökar kostnaderna för elnätshantering då svårigheten i att balansera nätet ökar (Hoarau och Perez, 2018).

Elbilarnas och solcellernas påverkan möts oftast på byggnadsnivå. Integreringen av solceller i byggnader är ett viktigt steg på vägen för att uppnå netto-noll kriteriet, minska klimatpåverkan och öka självförsörjningen gällande elektricitet. Övergången till en elektrifierad fordonspark är också ett klimatmedvetet val. Dessutom, vid införandet av elbilar som en ytterligare last för byggnaden, spelar solcellerna ännu viktigare roll då solelproduktionen kan täcka en del av den extra lasten som en elbil tillför (Munkhammar m.fl. 2013). Dock, även om byggnaden uppnår netto-noll nivån, alltså att lika mycket energi konsumeras som det produceras på årsbasis, är det inte säkert att de tidigare nämnda problemen löses (Fachrizal och Munkhammar, 2019). Huvudsakliga orsaken till problem här och generellt för elnätet och främst för distributionsnätet är att i överlag matchar inte solelproduktionen med elkonsumtionen i byggnader med integrerade solceller. Alltså att elproduktionen sker då elkonsumtionen i byggnaden är minimal och vice versa (Fachrizal och Munkhammar, 2019). Det ger upphov till bl.a. situationer med överflödiga kraftöverföring till distributionsnätet som orsakar oönskade spänningsökningar eller avsaknaden av solelproduktion när lasten i byggnaden ökar (Widén, 2010). I byggnader med integrerade solceller minskar den årliga netto-lasten då effekt både överförs till och från nätet, vilket är positivt. Dock garanterar inte solcellerna reduktionen av den momentana lasten just på grund av den oförutsägbara och oftast dåliga anpassningen mellan produktionen och konsumtionen (Fachrizal och Munkhammar,

2019). Det faktumet innebär därmed att risken för höga topplaster eller effektbrist behöver nödvändigtvis inte minska i samband med integreringen av solcellsanläggningar i byggnader.

Problemet med dålig matchning mellan soleproduktionen och elkonsumtionen i byggnader som orsakar de olika problemen förstärks ytterligare när en elbil introduceras. Elbilar behöver laddas och idag sker laddningen i huvudsak på ett okontrollerat sätt där bilarna laddas utan att någon form av mekanism styr när och hur laddningen ska ske (Van der Meer m.fl. 2016). Bilen laddas från stunden den kopplas in tills den kopplas ur eller då batteriet är fulladdat. Detta innebär att bilen kan laddas även under timmar på dygnet då elanvändningen är som störst, dvs. under topplasttimmarna. Detta är också det fallet som förekommer oftast (Nour m.fl. 2019). Inslag av passiva laddnings-strategier förekommer där ekonomiska medel används för att uppmuntra elbilsägarna till att ladda sina elbilar utanför topplasttimmarna, exempelvis på natten. Dessa passiva strategier beror dock på användarens vilja och garanterar därför inte att elbilarna laddas utanför perioder med hög elförbrukning (Garcia-Villalobos, m.fl. 2014). Den oundvikliga utvecklingen av elbilsflottan i kombination med att laddningen av dessa sker på ett okontrollerat sätt kan orsaka flera problem för det elektriska nätet. Därför, för att minska både elbilarnas och solcellernas negativa påverkan på elnätet blir det allt mer viktigt att implementera dessa två teknologier så att de fungerar i synergi med varandra. Smarta system som tar fram laddningsscheman där användningen av solel effektiviseras och konsumeras av elbilen på plats har i flera tidigare studier pekats ut till att vara utmärkta komplement vid integrationen av förnybar elproduktion i byggnader (Hoarau och Perez, 2018). Ny forskning visar att om solelen konsumeras lokalt av de laddande elbilarna till så stor grad som möjligt, ger detta möjlighet till att interaktionen med elnätet minskar och de olika negativa effekterna kan mildras eller helt undvikas samtidigt som fördelarna för användarna ökar (Fachrizal och Munkhammar, 2019).

2.8 Smart laddning av elfordon

Smart laddning är ett samlingsnamn för olika lösningar som på ett eller annat sätt styr laddningen av elfordon med avsikt att effektivisera elanvändningen, minska påverkan på elnätet eller minska elkostnaderna. I ett smart laddningssystem anpassas laddeffekten beroende på olika parametrar, exempelvis den tillgängliga kapaciteten eller behovet hos elbilen som kopplas upp. Oberoende av hur systemet utformas är den huvudsakliga principen bakom smart laddning att ladda bilen men samtidigt undvika ökningen av effektuttaget under topplasttimmarna som inträffar under dygnet i byggnader. Detta kräver att laddningen sker på ett sådant sätt att effektuttaget från elnätet minimeras eller att bilen laddas då det övriga effektuttaget i byggnaden är relativt liten. På så sätt minimeras påverkan på byggnadens topplast och därmed elbilens påverkan på elnätet.

2.8.1 Några lösningar för smart laddning

Idag finns det olika lösningar för elbils-laddning som faller under paraplytermen smart laddning. Dessa olika lösningar är mer eller mindre komplicerade i sin uppbyggnad och

ställer olika krav på både användare men också på informationen som flödar in i systemet och styr laddningen. Ett sätt som även nämndes tidigare är att uppmana användarna att ladda sina bilar utanför topplasttimmarna. Detta är ett mycket enkelt sätt att implementera och bidrar till att effektuttaget under topplasttimmarna inte ökar. Nackdelen med denna lösning är att laddningen och implementeringen beror helt och hållet på användarens vilja vilket anses vara ineffektivt (Garcia-Villalobos, m.fl. 2014). En annan lösning utnyttjar faktumet att elpriset är rörligt. Denna inkluderar styrning baserad på det aktuella elpriset där laddningen sker huvudsakligen då elpriset är lågt. Denna lösning är generellt förenad med att laddningen äger rum då elförbrukningen är liten eftersom elpriset sjunker med efterfrågan. Lösningen kan dock i sin tur motivera till att många laddar sina bilar utanför topplasttimmarna samtidigt vilket kan orsaka stora spänningsfall och i själva verket forma ytterligare effekttoppar (Nour m.fl. 2019).

Lösningar som är mest intressanta utifrån perspektivet där målet är att minska påverkan på elnätet samtidigt som både solcellernas installerade effekt och elbilsflottan växer är lösningar som försöker knyta ihop elfordon och solceller i ett system där dessa två teknologier utnyttjar varandra och fungerar i en synergi. En sådan lösning minskar elbilarnas belastning på nätet samtidigt som solelen som produceras konsumeras på plats av elbilarnas batterier. Detta gör laddningen och solelproduktionen mindre beroende av elnätet och minskar risken för de negativa effekterna som dessa kan innebära. Dessutom laddas bilarna helt fossilfritt (Hoarau och Perez, 2018). Synergien mellan elbils-laddningen och solelproduktionen och samspelet mellan dessa bestäms i ett smart laddningssystem där effektlöden till varje individuell bil styrs beroende på den variabla solelproduktionen. I sin artikel (2018) identifierar Perez och Hoarau ett antal strategiska mål som ett sådant smart laddningssystem kan sikta på att uppfylla. Att fastställa målet är oftast det första steget vid systemets utformningsprocess. Systemet kan vara uppbyggt med mål att öka en aktörs intäkter genom att minska energikostnaderna eller elkostnaderna. Ett annat mål som ett smart laddningssystem kan uppfylla och som är högst aktuellt i detta arbete är energieffektivitetsmålet. Principen bakom energieffektivitetsmålet är att genom ett smart laddningssystem öka självkonsumtionen av den producerade solelen, minska elimporter från elnätet, reducera förluster i systemet eller reducera systemets totala energibehov (Hoarau och Perez, 2018). Systemet ska alltså sträva efter att allokeras effektlödet till respektive bil så att så mycket av solelen som möjligt används. Det kräver då en metod som tar in olika typer av data och baserat på dessa, kontinuerligt tar beslut om hur och när laddningen av respektive elbil ska ske. Vidare, eftersom solelproduktionen är en oförutsägbar process, är det av stort värde att inkludera prognoser på solelproduktionen i smart laddningssystemet. På det sättet kan effektallokeringen planeras snarare än att systemet reagerar på det som sker i samma ögonblick (Van der Meer m.fl. 2016). Denna typ av lösning är den ytterst intressanta inom ramen för detta arbete.

2.8.2 Smart laddning med solceller och prognoser på arbetsplats – tidigare studier

Som tidigare presenterat, är det viktigt att idag implementera system som inkluderar och exploaterar både elfordons och solcellernas möjligheter. Solelproduktionen är omöjlig att kontrollera och kan inte flyttas i tiden. Denna flexibilitet som krävs finns dock hos elbilarna vars last kan kontrolleras och skiftas i tiden. Vidare är det upp till smart laddningssystemet att bestämma hur och när denna last ska skiftas.

Det viktiga samspelet mellan solceller och elfordon demonstreras i en artikel skriven av Munkhammar m.fl. (2013). I studien kom man fram till att redan själva introduktionen av en elbil i en bostad utrustad med solceller ökar självkonsumtionen av solel (Munkhammar m.fl. 2013). Detta utan något smart laddningssystem samt i bostadshus där bilarna oftast inte laddas under dagen då solelproduktionen är som störst. Implementeringen av elbilsladdning på arbetsplatser visar sig dock vara mycket mer effektivt i termer av självkonsumtion av solel. Anledningen till detta är att under dagen står bilarna oftast parkerade vid eller i närheten av arbetsplatser. Detta ökar matchningen mellan solelproduktionen och bilarnas laddbehov samtidigt som efterfrågan på laddning blir mycket mer förutsägbar vilket underlättar laddningsplaneringen för eventuella smart laddningssystem (Hoarau och Perez, 2018). De positiva effekterna av synergien mellan elfordon och solceller blir mer påtagliga och potentialen för ökad självkonsumtion är större. Detta är anledningarna till varför fokuset i detta arbete ligger på smart elbilsladdning på arbetsplatser.

Inom en rad studier har det föreslagits system och algoritmer som genom att använda sig av solprognoser planerar laddningen av elfordon. Genom att använda sig av prognoser på solinstrålning eller på solelproduktionen kan laddningen planeras mer effektivt. Lasten kan då med större säkerhet flyttas i tiden just på grund av att vetenskapen om hur solelproduktionen kommer att se ut inom en snar framtid finns. På det sättet ökar chansen till att bilen laddas med solel eftersom dess laddning flyttas till stunder då det beräknas vara soligt. Systemets effektivitet beror då till stor del på prognosernas noggrannhet och att dessa stämmer överens med vad som verkligen händer. I en artikel framtagen av Van der Meer m.fl. (2016) presenteras ett sådant system som använder sig av solelproduktionsprognoser för att på ett optimalt sätt ladda elbilar vid en arbetsplats med målet att minska energikostnaden genom att minska elimporter från nätet och öka självkonsumtionen av solel. Systemet tar fram prognoser på solelproduktionen genom att använda sig av en ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) modell för att sedan minimera laddningskostnaden. I studien kom man fram till att systemet bidrog till att kraftigt reducera den totala kostnaden genom att minska effektutbytet med elnätet och öka självkonsumtionen. I fallet med en laddstation minskade kostnaden med 118,44% medan två laddstationer gav en minskning på 427,45% (Van der Meer m.fl. 2016). I en annan artikel skriven av Fachrizal och Munkhammar (2019) presenteras ett smart laddningssystem vars mål är att minimera lastvariationen och platta till lastprofilen i bostadsbyggnader. Studien inkluderar och antar ideala prognoser på solelproduktionen men också prognoser på elkonsumtionen i byggnaderna. Optimeringen av laddeffekten

sker genom kvadratisk programmering med avseende på den önskade energinivån i batteriet men också laddarens maximala effekt som här sattes till 3,7 kW. Författarna kom fram till att systemet kan höja självkonsumtionen av solceller med upp till 8,8% och öka självförsörjningen med upp till 6,6%. De menar dock att både självkonsumtionen och självförsörjningen är begränsade med faktumet att bara en liten del av bilarna står parkerade utanför bostadsbyggnaderna under timmar med störst solcellerproduktion (Fachrizal och Munkhammar, 2019).

3. Metod

I detta kapitel presenteras metoden och tillvägagångssättet som användes för att genomföra simuleringarna och få fram resultaten.

3.1 Data

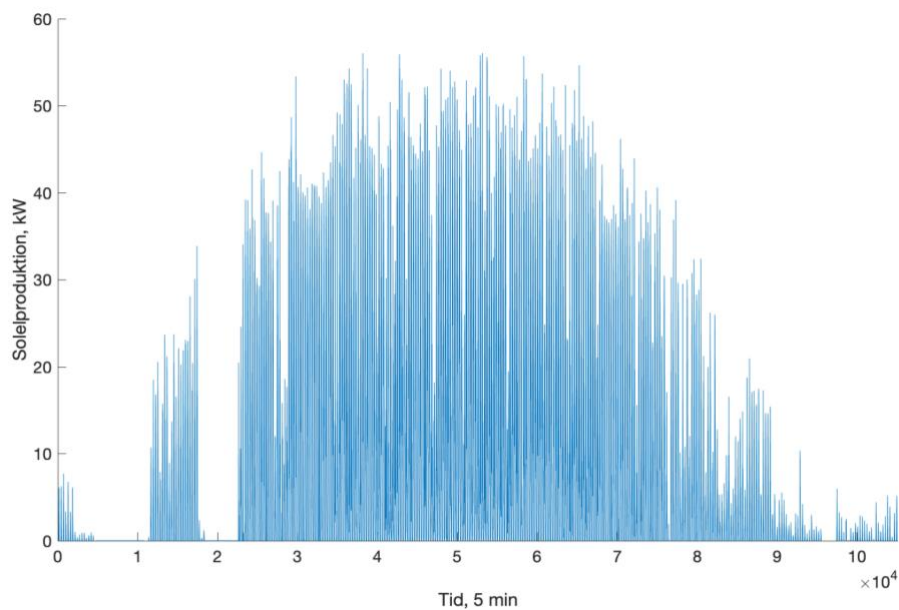
Nedan presenteras och beskrivs all data som användes för simuleringarna.

3.1.1 Solcellerproduktion

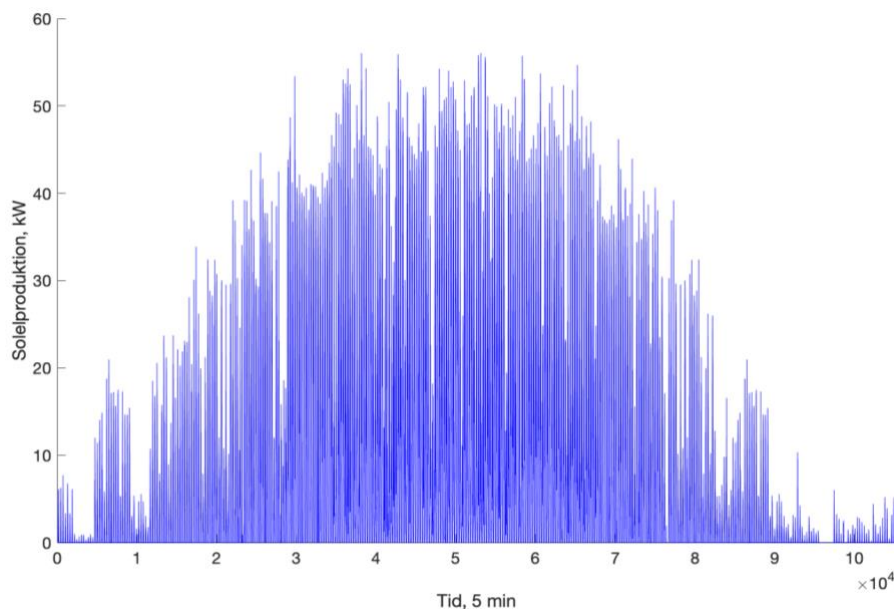
Inom detta arbete användes data på solcellerproduktionen, alltså producerad effekt från anläggningen på hus F15 - Förlossningsbyggnaden Akademiska sjukhuset i Uppsala. Anläggningen har märkningen A1157_AS3 och data samplades med fem minuters upplösning. Två dataset med solcellerproduktion från samma anläggning under två olika år användes. Data från 2018 och från 2019 användes där data från 2018 användes som träningsdata för prognosmodellerna och data från 2019 användes som valideringsdata och uppmätt produktion i simuleringarna. Upplösningen på tillgängligt data som var fem minuter innebar att båda datasätten bestod av 105 120 datapunkter. Solcelleranläggningen som data erhöles från har en installerad effekt på 75 kW och består av monokristallina solcellerpaneler som har plattmonterats på förlossningsbyggnadens papptak i Uppsala.

En signifikant andel av datapunkter i datasättet från 2019 innehöll inga värden alls till följd av tekniska störningar vid anläggningen. Framförallt saknades data för perioden i början av året, från den 16:e januari till den 9:e februari samt från den 2:a till den 20:e mars. Det är alltså respektive 6912 och 5030 datapunkter som saknades. Så långa perioder med signifikant solcellerproduktion som framförallt kan förekomma i mars skulle bli problematisk och ge orealistiska resultat i simuleringarna. Därför ersattes de respektive 6912 och 5030 datapunkterna med data från perioder under året med liknande solcellerproduktion, från samma dataset. En vektor med 6912 datapunkter från perioden mellan den 21:a oktober och 14:e november ersatte de tomma punkterna mellan den 16:e januari och den 9:e februari. Vidare togs en vektor med 5030 datapunkter mellan den 23:e september och den 10:e oktober och spegelvändes, för att följa den årliga solinstrålningsprofilen. Dessa värden ersatte de 5030 tomma datapunkterna mellan den

2:a och den 20:e mars. Figur 10 visar solelproduktionen innan data ersattes och Figur 11 visar solelproduktionen efter att data ersattes.



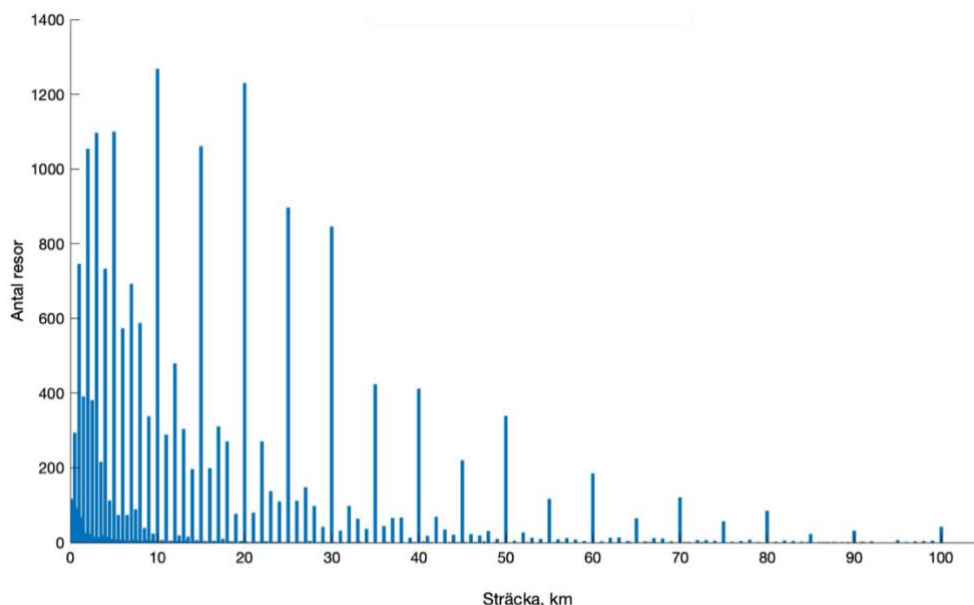
Figur 10. Solelproduktion från anläggningen på hus F15 - förlossningsbyggnaden Akademiska sjukhuset (A1157_AS3) i Uppsala år 2019 innan data för perioderna 16:e januari – 9:e februari och 2:a – 20:e mars ersattes (STUNS Energi, 2020 (data)).



Figur 11. Solelproduktion från anläggningen på hus F15 - förlossningsbyggnaden Akademiska sjukhuset (A1157_AS3) i Uppsala år 2019 efter data för perioderna 16:e januari – 9:e februari och 2:a – 20:e mars ersattes (STUNS Energi, 2020 (data)).

3.1.2 Köravstånd till arbetsplatser

Data på avstånd som individer i Sverige har till sina respektive arbetsplatser användes. Data som användes har samlats in mellan åren 2011 – 2016 och kommer från Resevaneundersökningen, RVU Sverige som har pågått sedan år 2011. Undersökningen och det insamlade datat omfattar personer i åldern 6 – 84 år och genomfördes via telefonintervjuer där individer fick svara på relevanta frågor tillhörande undersökningen (Trafikanalys, 2017). Datasättet som användes i detta arbete bestod initialt av 22 088 datapunkter med köravstånd till arbetsplatser i Sverige. Vissa datapunkter i datasättet innehöll, för detta arbete, orimligt långa avståndsvärden. Av denna anledning filterades datasättet så att endast kortare köravstånd till arbetsplatser skulle delta i simuleringarna. Därför sattes det maximala köravståndet som skulle användas i simuleringarna till 100 km som resulterade i att datasättet minskade till 21 774 datapunkter. I Figur 12 visas hur körsträckorna fördelar sig beroende på deras antal i det använda och filterade datasättet. Det som kan konstateras ur Figur 12 är att de flesta köravstånden är mellan 0 och 30 km.



Figur 12. Fördelning av körsträckorna beroende på deras antal (Trafikanalys, 2020(data)).

3.1.3 Simulerade elfordon

I simuleringarna användes tio olika modeller av elfordon och deras medelkonsumtion i kWh/100 km för att på ett realistiskt sätt kunna ta fram elbilarnas laddbehov. Elbilarna som användes valdes ut med hänsyn till deras popularitet på marknaden. Typen av elfordon som användes var batteridrivna elbilar (BEV) som endast drivs på el och har elektricitet som den enda energikällan. Informationen om vilka elbilar som är mest populära och som är vanligast i Sverige erhöles från portalen elbilsstatistik.se som drivs av Power Circle (Power Circle, 2020C). I Tabell 1 presenteras de batteridrivna elbilarna som användes i simuleringarna med deras respektive medelkonsumtion av elektricitet.

Tabell 1. De tio mest populära batteridrivna elbilarna på marknaden och som användes i simuleringarna (Power Circle, 2020C. Laddaelbilen, 2020. Electric Vehicle Database, 2020).

Tillverkare och modell (BEV)	Medelkonsumtion, kWh/100 km
<i>Renault Zoe</i>	14,60
<i>Tesla Model S</i>	18,80
<i>Nissan Leaf</i>	17,34
<i>Tesla Model 3</i>	15,10
<i>Renault Kangoo Z.E</i>	16,50
<i>BMW i3</i>	14,30
<i>Tesla Model X</i>	36,00
<i>Kia E-Niro</i>	16,78
<i>VW E-Golf</i>	15,85
<i>Nissan E-NV200</i>	20,00

3.1.4 Simulerade laddare

Simuleringarna av elbilsladdningen omfattade också olika laddare som används i Sverige. I simuleringarna användes endast AC laddare och deras olika nominella effekt. Alltså den maximala effekten som respektive laddare kan leverera till en elbil. Urvalet av laddare baserades på statistiken tillgänglig på portalen elbilsstatistik.se som drivs av Power Circle där de nominella effektvärdena för laddare tillgängliga i Sverige presenteras (Power Circle, 2020E). Baserat på det, används laddare med följande effekter: 3,7 kW, 7,4 kW, 11 kW, 22 kW och 43 kW. De två absolut populäraste var dock laddare med effekterna 3,7 kW samt 22 kW (Power Circle, 2020E).

3.2 Teori och beräkningar

I detta delkapitel presenteras beräkningsmetoder som användes för att simulera elbilarnas dagliga laddbehov samt för att ta fram prognoser på solelproduktion vid anläggningen på hus F15 - Förlossningsbyggnaden Akademiska sjukhuset i Uppsala. Metoden bakom beräkningen av självkonsumtionen, självförsörjningen samt elbilarnas belastning på elnätet presenteras också i detta delkapitel.

3.2.1 Elbilarnas laddbehov

Bilarna som simulerades i detta arbete simulerades i form av ett laddbehov som var individuellt för varje simulerad bil. Laddbehovet togs fram varje dag under året och en unik uppsättning av laddbehov för varje simulerad bil bestämdes endast en gång under hela simuleringen. Alltså var laddbehovet för varje bil likadant varje dag under det simulerade året. Anledningen till detta var antagandet om att uppsättningen av elbilar som

parkerades utanför arbetsplatsen samt körsträckor som de anställda hade till jobbet varje dag inte ändrades under året. Vidare avsåg simuleringen en arbetsplats och antagandet om att arbetsdagen pågick mellan kl. 8:00 – 16:00 togs. Av denna anledning skapades laddbehovet kl. 8:00 för varje bil, varje dag under året och laddningstiden begränsades till kl. 16:00. Detta eftersom kl. 16:00 var arbetsdagen slut och bilarna åkte iväg.

Det unika laddbehovet som varje elbil hade när den parkerades utanför arbetsplatsen baserades på körsträckan mellan hemmet och arbetsplatsen, D_{bil} , samt bilens medelkonsumtion i kWh/100 km, C_{bil} . Både körsträckan D_{bil} samt medelkonsumtionen, C_{bil} , för varje bil valdes ut slumpmässigt ur de tidigare presenterade datasätten i början av simuleringen. Det dagliga laddbehovet för en bil , $E_{behov, bil}$, som har enheten kWh, beräknades då enligt följande ekvation

$$E_{behov, bil} = \frac{D_{bil}}{100} * C_{bil} \quad (1)$$

där divisionen av körsträckan med faktor 100 gjordes eftersom enheten på medelkonsumtionen är i kWh/100 km så sträckan måste också vara i hundratals kilometer.

3.2.2 Framtagning av prognoser – AR och ARMA modeller

I simuleringen av elbilsaddningen togs prognoser på solelproduktionen fram med hjälp av autoregressiva modeller. Prognoserna togs fram för en timme framåt i tiden med fem minuters upplösning, alltså producerade prognosmodellerna 12 datapunkter i taget. Varje prognostiserad timme baserades på redan kända solelproduktionsvärden från timmen innan, alltså matades modellerna med 12 kända datapunkter med faktisk solelproduktion som hade ägt rum under den närmaste timmen. Data som modellerna baserade sina prognoser på kom från datasättet med solelproduktionen under år 2019.

Det tillgängliga datat på solelproduktionen betraktas som en stokastisk tidsserie som innebär att processens förlopp inte följer något matematiskt samband och dess utfall kan inte förutsägas till 100% i varje tidpunkt. Autoregressiva modeller är en vanlig metod för denna typ av tidsserie vilket var anledningen till att dessa användes även här (Carlsson och Samuelsson, 2017). Två typer av autoregressiva modellstrukturer användes för att ta fram prognoserna, AR (Autoregressive) och ARMA (Autoregressive Moving Average). Modellerna estimerades med hjälp av verktyget System Identification Tool i programmet MATLAB. Estimeringen av modellerna skedde baserat på träningsdata innehållandes uppmätt solelproduktion från år 2018. Ytterligare en anledning till att AR och ARMA modeller användes specifikt var att dessa endast behöver utsignal som i detta fall var data

på solelproduktionen. Dessa modellstrukturer behöver ingen insignal alls vilket är passande då det tillgängliga datat innehöll inga insignaler.

AR modeller är modeller som baserar sin prediktion av framtida värden på ett godtyckligt antal redan kända värden samt en brusterm. Modellens struktur kan beskrivas enligt följande ekvation där $y(t)$ är det predikterade värdet och $e(t)$ är brustermen som även kallas för vitt brus. I ekvationen

$$y(t) = A(q) + e(t) \quad (2)$$

är $A(q)$ en term med p tidigare uppmätta värden q_{t-i} samt modellens estimerade parametrar φ_i . Värdet p är modellens ordning vilket i praktiken anger hur många senaste tidigare värden modellen ska använda för att prediktera det framtida värdet vid tidpunkten t . Detta innebär då i sin tur att modeller av högre ordning inte nödvändigtvis ger bättre resultat. Följande ekvation presenterar vad den ovan beskrivna termen $A(q)$ representerar och är

$$A(q) = \sum_{i=1}^p \varphi_i q_{t-i}. \quad (3)$$

Sammanfattningsvis ger detta oss AR modellens generella struktur enligt följande ekvation,

$$y(t) = \sum_{i=1}^p \varphi_i q_{t-i} + e(t). \quad (4)$$

ARMA modeller som också användes i detta arbete är AR modeller som kombineras med MA (Moving Average) modeller. MA modeller fokuserar på att använda sig av vitt brus termer för att göra prediktioner av framtida värden. Dessa termer är en konsekvens av att det vid varje regression genereras en vitt brus-term $e(t)$. I ARMA modeller används $e(t)$ som insignal och $y(t)$ som utsignal men det är endast utsignalen som antas vara mätbar (Carlsson och Samuelsson, 2017). ARMA modellen består av både AR termer som i Ekvation 4 men också av MA termer enligt följande ekvation. MA-termen beskrivs av

$$y(t) = \sum_{i=1}^d \Phi_i e_{t-i} \quad (5)$$

där $y(t)$ är MA modellens prediktion, Φ_i är modellens estimerade parametrar, e_{t-i} är brustermer och d är modellens ordningstal. När Ekvation 5 kombineras med Ekvation 4 kan ARMA modellens struktur uttryckas enligt följande,

$$y(t) = \sum_{i=1}^p \varphi_i q_{t-i} + e(t) + \sum_{i=1}^d \Phi_i e_{t-i} \quad (6)$$

där $y(t)$ är ARMA modellens prediktion.

Båda dessa modeller noteras ofta med deras ordningstal inkluderat, AR(p) och ARMA(p,d) där p är AR modellens ordningstal och d är MA modellens ordningstal.

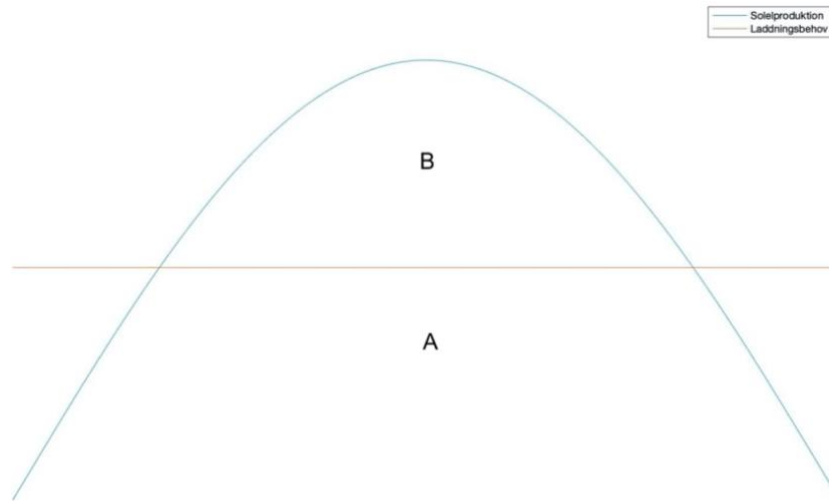
3.2.3 Självkonsumtion

Självkonsumtionen av solel är en av de vanligaste indikatorerna på lastmachning eller i detta fall synergien mellan solelproduktionen och elbilsladdningen. Denna indikator visar väldigt väl på hur effektivt ett smart laddningssystem är. Ju mer av den producerade solelen som konsumeras av elbilarna, desto större överlappning mellan bilarnas laddning och solelproduktionen som i sin tur leder till mindre belastning på elnätet (Fachrizal och Munkhammar, 2019). Av detta skäl användes självkonsumtionen som en indikator i detta arbete.

Självkonsumtionen av solel definieras som den andelen energi av den totalt producerade solenergin som elbilarna laddades med under hela det simulerade året. Alltså hur stor andel av den totalt producerade solenergin som konsumeras av de laddande elbilarna (Fachrizal och Munkhammar, 2019). Självkonsumtionen anges i procent och kan uttryckas på följande sätt,

$$C_{självk.} = \frac{E_{ladd. sol}}{E_{tot. solprod.}} * 100 \quad (7)$$

där $C_{självk.}$ är självkonsumtionen i procent, $E_{ladd. sol}$ är den mängden energi i kWh som kom från solcellerna och som bilarna laddades med, $E_{tot. solprod.}$ är den totala mängden energi i kWh som solcellerna producerade under hela året. I Figur 13 presenteras en visualisering av självkonsumtionen där area $A = E_{ladd. sol}$ och area $A + B = E_{tot. solprod.}$.



Figur 13. Solelproduktionens och laddningsbehovets profiler (kW) där den konsumerade solenergin betecknas med A och den totala producerade solelenergin betecknas med A+B.

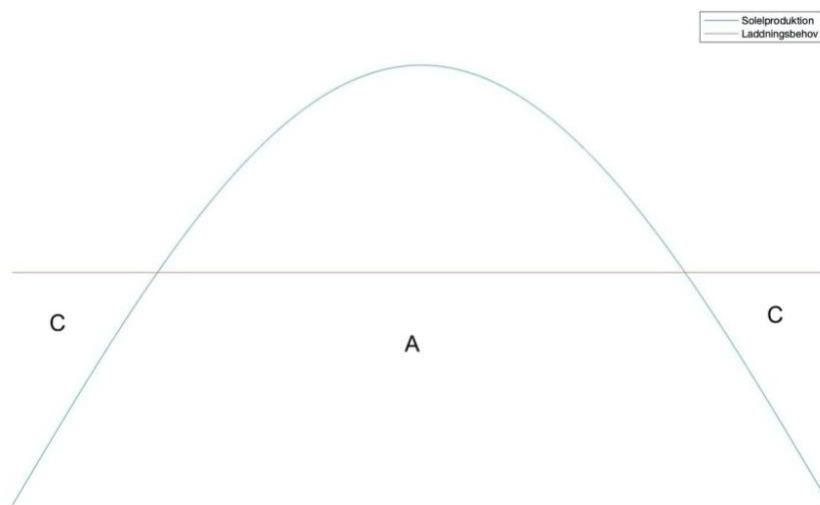
3.2.4 Belastning på elnätet och självförsörjning

Två kompletterande indikatorer till självkonsumtionen är mängden energi från elnätet som elbilarna behöver samt självförsörjningen. I ett system där elbilar har möjlighet att laddas med solel skapar elbilsladdningen en belastning på elnätet under tiden då det inte produceras tillräckligt mycket solel för att tillfredsställa elbilarnas behov. Effekten från solcellerna räcker inte till och effekt dras från elnätet vilket skapar en extra last. Det gör att andelen solel i laddningen dvs. självförsörjningen minskar och andelen el från nätet ökar. Via ett smart laddningssystem som fungerar med solceller är det önskvärt att detta undviks till så stor grad som möjligt. Att undvika detta hänger ihop med ökningen av självkonsumtionen som presenterades ovan eftersom ju mer solel elbilarna laddas med, desto mindre energi behöver dras från elnätet. Detta medför att energin som behöver dras från nätet samt mängden solel som bilarna laddas med i förhållande till deras behov blir också goda indikatorer på hur väl ett smart laddningssystem lyckas att ladda elbilarna med rätt effekt vid rätt tidpunkt. Ju högre självförsörjning desto mindre el behöver importeras från nätet vilket i sin tur minskar elnätsbelastningen. Självförsörjningen presenteras i form av procentenheter och visar hur stor andel solelen utgör i elbilsladdningen under en godtycklig tidsperiod. Andelen energi från nätet kan också presenteras i form av procentenheter men i och med självförsörjningen kan det dock vara överflödigt. I detta arbete presenterades därför behovet av att importera energi från elnätet i form av kWh. Energin som dras från nätet samt självförsörjningen presenteras i följande två ekvationer,

$$E_{fr. \text{ nät}} = E_{ladd. \text{ tot.}} - E_{fr. \text{ sol}} \quad (8)$$

$$C_{självförs.} = \frac{E_{fr. sol}}{E_{ladd. tot.}} \quad (9)$$

där Ekvation 8 representerar energin från elnätet i kWh och Ekvation 9 representerar självförsörjningen i procent. I ekvationerna är $E_{fr. nät}$ energin i elbilsladdningen som behövde dras från elnätet, $E_{fr. sol}$ är energin i elbilsladdningen som kom från solelproduktionen och $E_{ladd. tot.}$ är den totala energin som bilarna laddades med. $C_{självförs.}$ är andelen solel i laddningen, alltså självförsörjningen. Dessa beräkningar visualiseras nedan där $E_{fr. nät} = C$, $E_{fr. sol} = A$ och $E_{ladd. tot} = C + A$, se Figur 14.



Figur 14. Solelproduktionens och laddningsbehovets profiler (kW) där den konsumerade solenergin betecknas med A och energin från nätet betecknas med C.

3.3 Simuleringar

I detta delkapitel presenteras principen bakom simuleringarna och smart laddningsalgoritmen samt hur simuleringen av systemet med okontrollerad laddning genomfördes.

3.3.1 Simuleringsfall

De tre enskilda fallen som undersöktes inom ramen för denna studie omfattade simuleringar av systemet med okontrollerad laddning, smart laddning med prognoser från AR och ARMA modeller samt smart laddning med ideala prognoser. I varje fall simulerades ett antal elfordon som sträckte sig från 10 till 50 stycken där antalet ökade med 10. Dessutom, simulerades fem olika AC laddare med olika kapaciteter där den svagaste hade kapaciteten 3,7 kW och den starkaste hade 43 kW, se Figur 6. Varje antal elfordon simulerades för varje enskild laddare. Detta innebar att varje laddare i varje fall simulerades fem gånger med ökande antal fordon. Det medför i sin tur att varje fall

omfattar 25 simuleringar där fem olika antal elfordon simulerades med fem olika laddare. Detta genomfördes i varje enskilt fall, inklusive simuleringar med AR och ARMA modeller som blev två enskilda simuleringar. Dessa gav tillsammans en summa på 100 olika simuleringar som genomfördes.

3.3.2 Ingångsparametrar

Ingångsparametrarna till det simulerade systemet var antalet elbilar, elbilarnas medelkonsumtion och körsträckor, solexproduktion från anläggningen på hus F15 - förlossningsbyggnaden Akademiska sjukhuset (A1157_AS3) i Uppsala samt respektive laddarens kapacitet. Körsträckorna samt bilmodellerna som representerades av deras respektive medelkonsumtion valdes ut slumpvis ur de tillgängliga datasätten. Det specifika antalet elbilar samt laddarnas kapacitet valdes och berodde på hur stort system som skulle simuleras för respektive fall. Data på solexproduktionen användes för att ta fram prognoser inför varje arbetstimme under ett helt år med fem minuters upplösning men också för att simulera solexproduktionen under simuleringarna av elbilsladdningen.

Simuleringen är generellt uppdelad i två delar där systemet simuleras med smart laddning samt med okontrollerad laddning. Detta ger goda möjligheter till jämförelser samt möjliggör bedömningen av smartladdningsalgoritmens prestanda.

3.3.3 Okontrollerad laddning

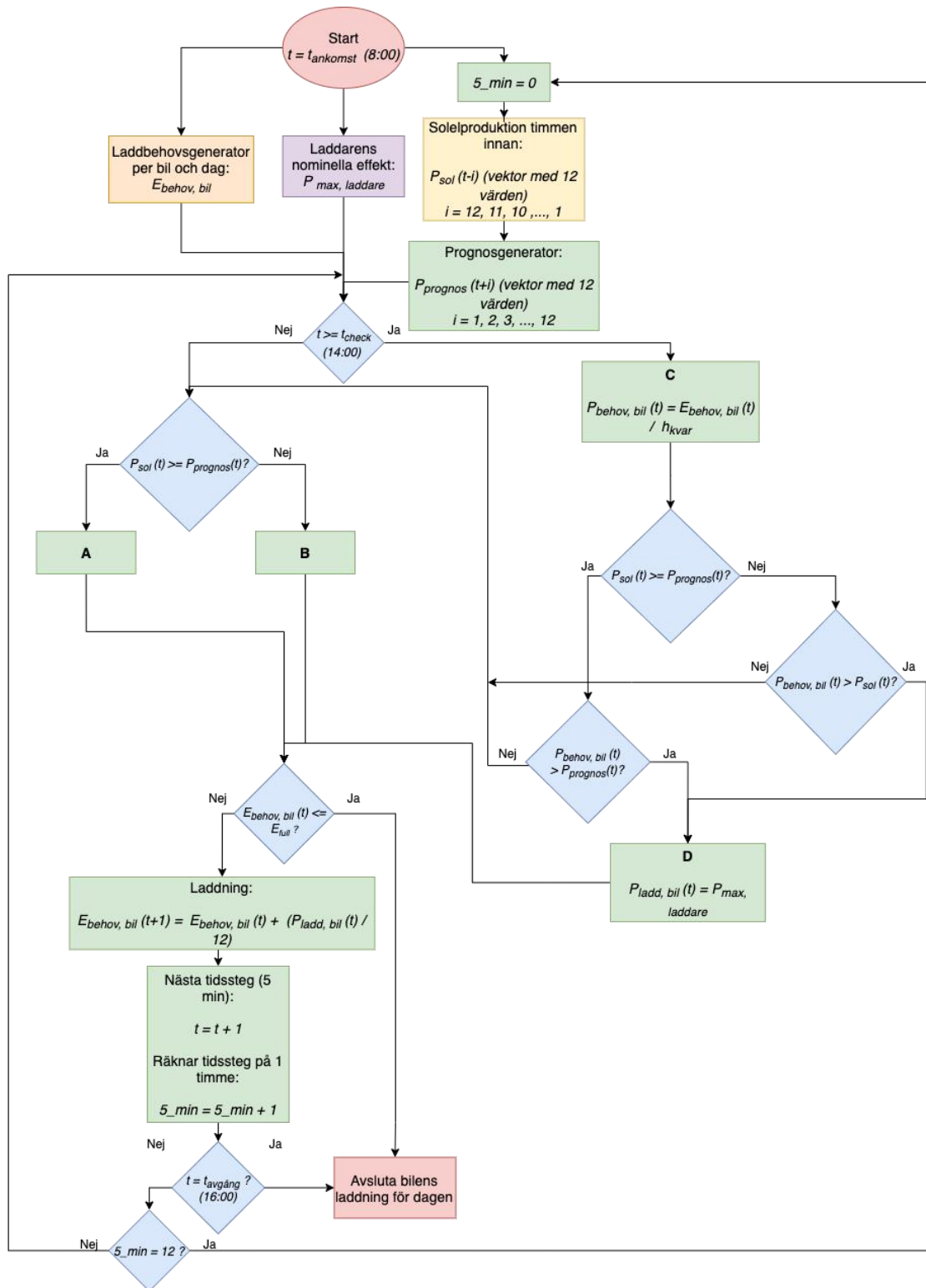
För att kunna jämföra resultaten från simuleringarna med smart laddning simulerades systemet där laddningen av de parkerade elbilarna genomfördes på ett okontrollerat sätt. Anledningen till att smart laddning jämfördes med okontrollerad laddning är att idag är okontrollerad laddning det sättet som de flesta elbilar laddas på (Van der Meer m.fl. 2016). När en elbil laddas på ett okontrollerat sätt, styrs inte laddningen av några externa variabler. Systemet tar inte hänsyn till exempelvis solexproduktion eller topplast i byggnaden när den beräknar laddeffekten som ska levereras till de parkerade bilarna. I simuleringen, när systemet körs med okontrollerad laddning, tas ingen hänsyn till varken prognoser eller solexproduktionen. Från stunden bilarna kopplas till laddaren, dvs. kl. 08:00, laddas de med laddarens nominella effekt. Laddeffekten minskar sedan succesivt mot slutet av laddningen för att inte överladda batteriet i respektive bil. Detta är principen bakom simuleringen av okontrollerad laddning. Den typen av laddning innebär då att laddningen sker direkt när bilen kopplas till laddaren, oavsett om det är soligt ute eller inte. När laddningen sker på det sättet ökar risken till att belastningen på elnätet ökar. Utöver det måste den outnyttjade solexen antingen lagras eller skickas till nätet. Oftast skickas den producerade elen ut på nätet vilket ytterligare ökar belastningen. I simuleringen skickas all outnyttjad solex direkt till elnätet. Under stunder då laddningen sammanfaller med solexproduktionen laddar elbilarna delvis med solex. Dock flyttas inte lasten i tiden till stunder med större solexproduktion vilket betyder att större delen av den producerade solexen inte nyttjas lokalt och effektivt. Faktumet att systemet med okontrollerad laddning inte förskjuter laddningen till stunder med högre solexproduktion bidrar till att effektutbytet mellan elbilarna, solcellsanläggningen och elnätet ökar. Detta

till följd av att elbilarna både drar signifikant effekt från elnätet och effekt skickas dessutom till nätet när solelproduktionen är hög vilket är en effekt av den dåliga anpassningen mellan laddningen och solelproduktionen.

3.3.4 Algoritmen – smart laddning

Den andra delen av simuleringen är smart laddning. Denna utgör den största delen av simuleringarna då fall med prognoser från AR, ARMA modeller samt fallet med ideala prognoser simuleras här.

Algoritmen går i huvudsak ut på att i varje tidpunkt anpassa laddeffekten på ett sådant sätt att denna följer och matchar den prognostiserade solelproduktionen så mycket som möjligt. På det sättet blir laddningen mer utspridd över tiden så att mer solenergi nyttjas då laddeffekten följer prognosens profil. Detta samtidigt som laddningen planeras en timme i förväg tack vare de timvisa prognoserna av solelproduktionen. Det senare bidrar till att risken att laddningen sker vid fel tidpunkt minskar då laddningen styrs enligt det som prognosticeras snarare än att systemet reagerar på det som händer vid ett specifikt ögonblick. Genom att laddningen styrs enligt prognoserna förskjuts den till stunder med mer sol vilket har en påverkan på självkonsumtionen och behovet av att importera el från elnätet. Finns prognoser för den kommande timmen tillgängliga kan laddningen med större säkerhet fördröjas i jämförelse med fallet då prognoser inte är tillgängliga. Detta är styrkan bakom användningen av prognoser av solelproduktionen i ett smart laddningssystem. I Figur 15 presenteras ett förenklat flödesschema över smart laddningssystemet och i Tabell 2 förklaras variablerna som ingår i flödesschemat.



Figur 15. Ett förenklat flödesschema över smartladdningsalgoritmen.

Tabell 2. Förteckning över variabler använda i flödesschemat som presenteras i Figur 15. Alla variabler som beskriver effekt och energi gäller för endast en bil och beräknas per bil.

Variabel	Förklaring
$t_{ankomst}$	Tidpunkten då bilarna parkeras utanför arbetsplatsen. I simuleringen är det kl. 8:00.
$t_{avgång}$	Tidpunkten då arbetstiden är slut och bilarna kopplas bort från respektive laddare. I simuleringen är det kl. 16:00.
t_{check}	Tidpunkten då algoritmen börjar undersöka om effekten som prognosticeras eller produceras räcker för att fylla det resterande laddbehovet.
$E_{behov, bil}$	Energibehovet i kWh som varje bil har när den parkeras utanför arbetsplatsen men också under varje tidpunkt i simuleringen.
$P_{max, laddare}$	Respektive laddarens nominella effekt i kW.
P_{sol}	Effekt som solcellsanläggningen producerar i kW.
$P_{prognos}$	Prognostiserad solelproduktion i kW.
$P_{behov, bil}$	Minimala effekten i kW som varje bil måste få levererad för att kunna laddas till 100% under laddtiden som är kvar.
$P_{ladd, bil}$	Effekten i kW som varje bil laddas med
h_{kvar}	Laddtimmar kvar.
5_min	Räknare som räknar hur många 5 minuter har gått för att kunna ändra till nästa timme och beräkna nya prognoser.

Inför varje timme under arbetsdagen tar algoritmen fram 12 värden med prognoser på solelproduktionen. Dessa prognoser baseras i sin tur på värden av solelproduktionen som ägde rum timmen innan och som matas in i en AR eller ARMA modell. Antalet historiska värden som modellerna tar hänsyn till från timmen innan beror på deras ordning. Exempelvis tar en AR(9) modell hänsyn till de nio senaste värdena för att ta fram prognosen för nästkommande timme. När simuleringen med ideala prognoser körs, är prognoserna lika med den faktiska produktionen. Algoritmens funktion och alla beslut den tar baseras vidare på de framtagna prognoserna. Varje tidpunkt t symboliserar fem minuters punkter under året.

I varje tidpunkt jämför algoritmen de prognostiserade värdena med det som faktiskt produceras samt med laddarens kapacitet. Generellt är första beslutet som algoritmen tar baserat på om de prognostiserade värdena, $P_{prognos}(t)$, är mindre, lika med eller större än den faktiska produktionen, $P_{sol}(t)$. Om $P_{sol}(t)$ är större eller lika med $P_{prognos}(t)$ går algoritmen in i box **A** som syns i Figur 15. I detta fall skickas differensen mellan $P_{prognos}(t)$ och $P_{sol}(t)$ till nätet. Laddeffekten för varje bil, $P_{ladd, bil}(t)$, räknas ut så att alla bilars totala laddeffekt inte överstiger effekten som prognosticeras, $P_{prognos}(t)$. Laddeffekten för varje enskild bil ska inte heller överstiga laddarens maximala kapacitet $P_{max, laddare}$. Så, om den prognostiserade effekten, $P_{prognos}(t)$, är större än laddarens kapacitet, $P_{max, laddare}$, skickas överskottet till nätet och varje bil laddas då med laddarens maximala kapacitet, $P_{max, laddare}$. Om laddarens kapacitet, $P_{max, laddare}$, är lika med effekten som prognosticeras, $P_{prognos}(t)$, laddas bilen, $P_{ladd, bil}(t)$, också med laddarens maximala kapacitet, $P_{max, laddare}$. Däremot, om prognoserna, $P_{prognos}(t)$, visar mindre värden än laddarens kapacitet, $P_{max, laddare}$, laddas bilen, $P_{ladd, bil}(t)$, endast med den prognostiserade effekten, $P_{prognos}(t)$, vilket ökar laddtiden men utnyttjar mer solenergi då laddningen sprids mer över dagen.

Om den prognostiserade effekten, $P_{prognos}(t)$, är större än $P_{sol}(t)$ går algoritmen in i box **B** som syns i Figur 15. Här beräknas laddeffekten, $P_{ladd, bil}(t)$, också utifrån prognoserna $P_{prognos}(t)$, men eftersom prognoserna visar större värden än vad som faktiskt produceras finns risken att effekt från nätet kommer att behövas för att laddningen ska kunna följa prognosen. I denna förgrening jämför algoritmen laddarens maximala kapacitet, $P_{max, laddare}$, med både prognoserna, $P_{prognos}(t)$, och den faktiska produktionen, $P_{sol}(t)$. Om $P_{max, laddare}$ är mindre eller lika med $P_{sol}(t)$, laddas varje bil, $P_{ladd, bil}(t)$, med $P_{max, laddare}$ och det eventuella produktionsöverskottet skickas till nätet. Om $P_{max, laddare}$ är större än $P_{sol}(t)$ men mindre än $P_{prognos}(t)$, måste effekt tas från nätet. Effekten från nätet blir då differensen mellan $P_{max, laddare}$ och $P_{sol}(t)$. Vidare om $P_{max, laddare}$ är större än både $P_{sol}(t)$ och $P_{prognos}(t)$ blir $P_{ladd, bil}(t)$ lika med det prognostiserade värdet och effekten från nätet som behövs blir differensen mellan $P_{prognos}(t)$ och $P_{sol}(t)$. Bilen laddas då inte med laddarens maximala kapacitet eftersom denna, enligt prognoserna, inte är tillgänglig. Laddningen sker långsammare men mer solet nyttjas.

Algoritmen tar också hänsyn till det kvarvarande laddbehovet som varje bil har när det är två timmar kvar av laddtiden, alltså när klockan passerar tiden t_{check} som motsvarar kl. 14:00 på dagen. När detta krav är uppfyllt, går algoritmen in i box **C** i Figur 15 där den räknar ut den minimala effekten, $P_{behov, bil}(t)$, som krävs för att kunna ladda bilen till 100% under den resterande laddtiden. Vidare, beroende på om $P_{sol}(t)$ är större, lika med eller mindre än $P_{prognos}(t)$ jämför algoritmen $P_{sol}(t)$ eller $P_{prognos}(t)$ med bilens effektbehov, $P_{behov, bil}(t)$. Om $P_{behov, bil}(t)$ är mindre än antingen $P_{prognos}(t)$ eller $P_{sol}(t)$, går algoritmen in i box **A** eller **B** som syns i Figur 15 och laddningen sker enligt det som beskrevs ovan. Däremot, om $P_{behov, bil}(t)$ är större än $P_{prognos}(t)$ eller $P_{sol}(t)$

går algoritmen in i box **D** där smarta laddningen stängs av och laddningen sker på ett okontrollerat sätt i den tidpunkten. Detta innebär att laddeffekten, $P_{ladd, bil}(t)$, blir laddarens maximala kapacitet, $P_{max, laddare}$, i den specifika tidpunkten t . Vid nästa tidpunkt sker allt om igen och det är inte säkert att algoritmen återkommer till box **D** igen för det beror på hur stort $P_{behov, bil}(t)$ blir vid nästa tidpunkt, $t + 1$. På det sättet ökar chansen till att alla bilar laddas till 100% under varje arbetsdag. Arbetsdagar är också något som simuleringen tar hänsyn till. I simuleringen varar en arbetsvecka mellan måndag och fredag och varje arbetsdag mellan 8:00 och 16:00. Under helger dvs. lördag och söndag parkeras inga bilar på parkeringen och inget behov skapas. Utanför arbetstimmar står inte heller några bilar parkerade. Det leder till att all solcell som produceras under helger och utanför arbetstimmar skickas till elnätet.

Detta är den generella principen bakom den framtagna algoritmen vars huvudmål är att styra laddningen så att den matchar med den prognostiserade effekten i varje tidpunkt samtidigt som laddarens nominella effekt inte överstigs.

3.4 Känslighetsanalys

Inom ramen för denna studie genomfördes en känslighetsanalys vars syfte är att undersöka hur känslig algoritmen för smart laddning är för förändringar av produktionsanläggningens skala. Analysens syfte är att skapa en uppfattning om hur smarta laddningen beter sig när solcellanläggningens omfattning förändras samt om laddningen fortfarande kan ske effektivt vid mindre anläggningar.

Analysen genomfördes med hjälp av en skalningsfaktor k som i varje simulering ändrade sitt värde från 0,2 upp till 2,0 med steget 0,2. Skalningsfaktorn, k skalar om produktionsanläggningen genom att den multipliceras med vektorn som innehåller produktionsdata från år 2019 som matas in i en modell, AR och ARMA, vars uppgift är att ta fram prognoser på solcellproduktionen. Exempelvis om $k = 0,2$ används, minskar produktionen med 80% i varje tidpunkt, prognoserna tas fram baserat på det och algoritmen får arbeta utifrån det skalade datat. Varje ny simulering krävde en ny prognosmodell där ingående träningsdata från år 2018 skalades om på samma sätt, adekvat till det undersökta fallet. Varje ny modell som då togs fram, estimerades baserat på det skalade datat från år 2018.

Scenariot som simulerades är en parkering med 20 laddande elfordon samt 22 kW laddare som respektive bil är uppkopplad till. Anledningen till att 22 kW laddare användes i denna analys är att den typen av laddare är den idag oftast installerade laddaren i Sverige vilket ger ett resultat som är mest aktuellt (Power Circle, 2019E). Vidare simulerades systemet för samtliga skalningsfaktorer k med prognoser baserade på en AR och en ARMA modell samt med ideala prognoser och okontrollerad laddning. Detta för att undersöka förändringar inom självkonsumtionen, självförsörjningen samt mängden energi från elnätet och hur dess förändring skiljer sig mellan fallen.

4. Resultat

I detta kapitel presenteras alla relevanta resultat som erhöles från simuleringarna av tre fall där okontrollerad laddning, smart laddning med prognoser från AR och ARMA modeller och smart laddning med ideala prognoser applicerades. Nedan presenteras resultat gällande självkonsumtionen, självförsörjningen samt mängden energi som drogs från elnätet i de fyra simulerade fallen. Simuleringarna i samtliga fall kördes med varierande antal parkerade elbilar samt varierande laddarkapacitet. Antalet simulerade elbilar för respektive fall var 10, 20, 30, 40 och 50 stycken och laddarkapaciteten sträckte sig från 3.7 kW till 43 kW för respektive simulerad antal elbilar samt respektive fall. Detta för att kunna se hur självkonsumtionen, självförsörjningen samt mängden energi som dras från elnätet varierar med olika antal elbilar samt olika laddarkapaciteter för respektive fall och för att vidare kunna jämföra resultaten mellan de olika fallen. I simuleringarna där smart laddning med prognosmodeller användes, inklusive känslighetsanalysen, applicerades AR(9) samt ARMA(12,12) modeller. Anledningen till detta var att AR(9) och ARMA(12,12) visade sig producera data som hade högst korrelation med valideringsdatat vilket innebar att prognoserna stämde bättre överens med det verkliga utfallet i jämförelse med modeller av andra ordningar. I slutet av detta kapitel presenteras också resultaten från känslighetsanalysen.

4.1 Det simulerade laddbehovet

Som tidigare nämnt i avsnitt 3.1.2 och 3.1.3 valdes elbilarna samt deras respektive körsträckor slumpvist inför varje nytt antal simulerade fordon. Varje simulerad elbil bidrar till att öka det totala laddbehovet som uppstår när alla bilar står parkerade och är uppkopplade till respektive laddare. Ju fler parkerade bilar, desto större blir det totala laddbehovet som laddinfrastrukturen ska tillfredsställa innan arbetsdagen är slut. I Tabell 3 nedan presenteras hur det totala laddbehovet för ett helt år såg ut för respektive ny simulerad biluppsättning. I Appendix presenteras vilka bilmodeller, medelkonsumtion samt körsträckor som simulerades specifikt för respektive antal fordon. Laddbehovet hos varje bil i varje fall var densamma för varje dag under hela året vilket innebär att värdena presenterade i Tabell 3 är summan av det dagliga laddbehovet hos varje bil multiplicerat med antalet dagar under året.

Tabell 3. Totalt laddbehov i kWh/år för varje simulerad antal parkerade elfordon.

Antal elbilar	10	20	30	40	50
<i>Laddbehov, kWh/år</i>	12 215	15 935	18 451	26 463	45 169

Uppsättningen av fordon och körsträckor genererades endast en gång i början av simuleringarna vilket resulterade i de ovan presenterade värdena. Respektive uppsättning

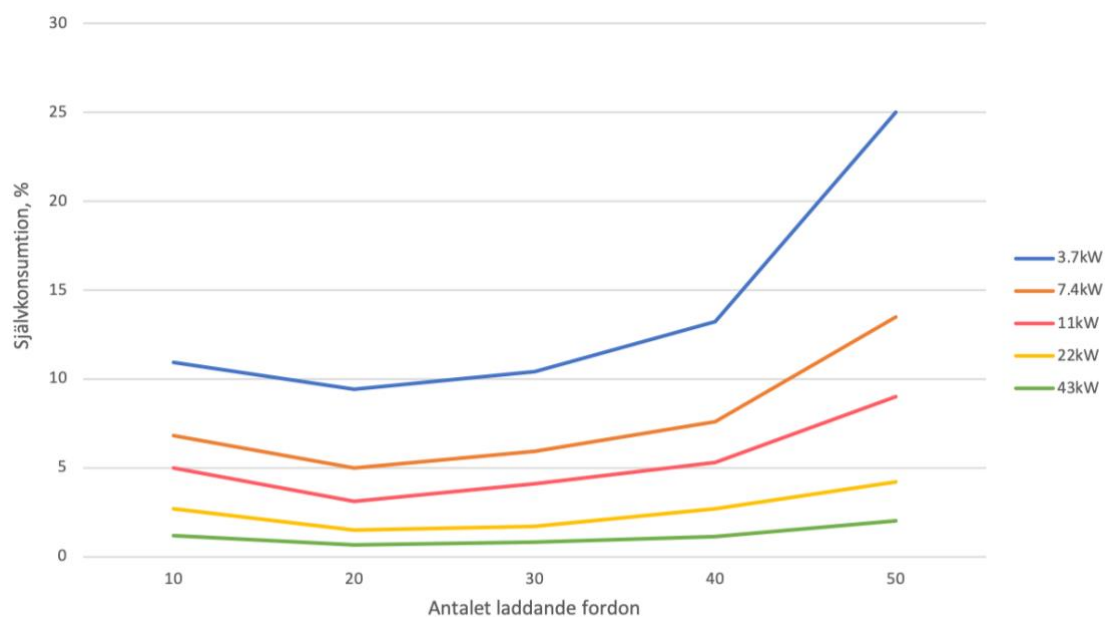
av fordon samt körsträckor sparades sedan för att möjliggöra genomförandet av jämförbara simuleringar där samma uppsättning av fordon och körsträckor användes i varje fall. T.ex. användes endast en uppsättning av 10 bilar som har kört 10 olika sträckor osv. Detta gäller för samtliga antal fordon och bidrar till att varje simulering av respektive antal fordon får samma förutsättningar.

4.2 Självkonsumtionen av sole

Självkonsumtionen av sole som presenteras nedan beräknades efter varje simulering enligt metoden som presenterades i avsnitt 3.2.3 och baserades på den totala årliga solelproduktionen samt mängden producerad energi i solcellerna som tillfördes till elbilarna under året. Självkonsumtionen för varje fall och för varje kombination av antalet elbilar samt laddarkapaciteten presenteras nedan.

4.2.1 Okontrollerad laddning

I Figur 16 nedan presenteras självkonsumtionen av sole i ett system med okontrollerad laddning. Figuren visar också hur självkonsumtionen varierar beroende på antalet laddande elfordon samt varierande kapacitet hos varje laddare som respektive simulerad bil är uppkopplad mot.

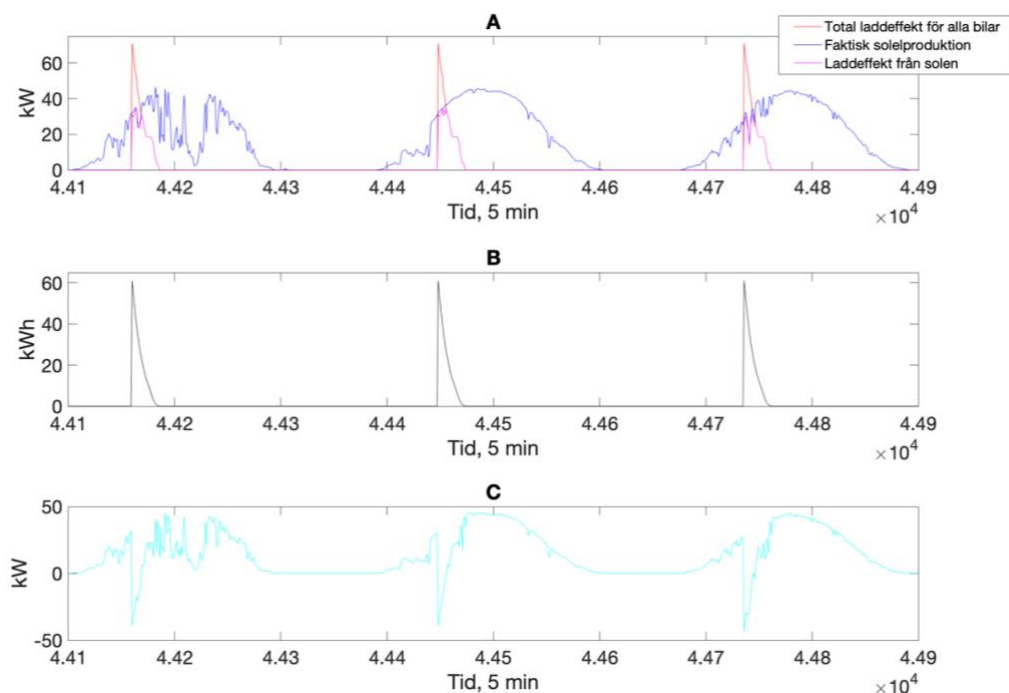


Figur 16. Självkonsumtion vid laddning av olika antal fordon med olika typer av laddare i ett system med okontrollerad laddning.

Som kan tydligt ses i Figur 16 ovan, ökar självkonsumtionen med ökningen av antalet laddande elfordon. Detta beror dock inte på att det totala laddbehovet ökar med ökat antal elbilar. Varje bil har en individuell laddare med en maximal kapacitet som syns i Figur 16. I fallet med okontrollerad laddning innebär det att bilarna laddas med laddarens maximala kapacitet oavsett omständigheterna. Det betyder att antalet bilar som laddar har

ingen betydelse för självkonsumtionen i fallet med okontrollerad laddning då bilarna laddas individuellt med laddarens maximala kapacitet. Simuleras 10 bilar och 50 bilar kommer varje individuell bil laddas med laddarens maximala effekt i båda fallen. Som dessutom kan ses genom att fokusera på vad som händer mellan 10 och 20 bilar, spelar antalet ingen stor roll för självkonsumtionen i detta fall. I Figur 16 minskar självkonsumtionen mellan 10 och 20 bilar för samtliga laddare. Det som händer med självkonsumtionen vid okontrollerad laddning beror på hur varje bils individuella laddbehov ser ut. Ju större laddbehov hos en enskild bil, desto längre tid tar det att ladda bilen till 100% vilket ökar chansen till att mer solet konsumeras. Vid simuleringen av 50 bilar är risken större att bilar som har kört längre sträckor finns med i uppsättningen av bilar som laddas i jämförelse med simuleringen av 10 bilar. Faktumet att bilar som har kört längre sträckor och därmed har större laddbehov finns med i ökande utsträckning ju fler bilar som simuleras, ger upphov till ökande självkonsumtion som syns i Figur 16. Exempelvis så är det maximala laddbehovet bland bilarna vid simuleringen av 10 bilar 13,4 kWh medan det maximala behovet bland 20 bilar är 7,8 kWh och bland 40 och 50 bilar är det 14,4 kWh respektive 19,8 kWh.

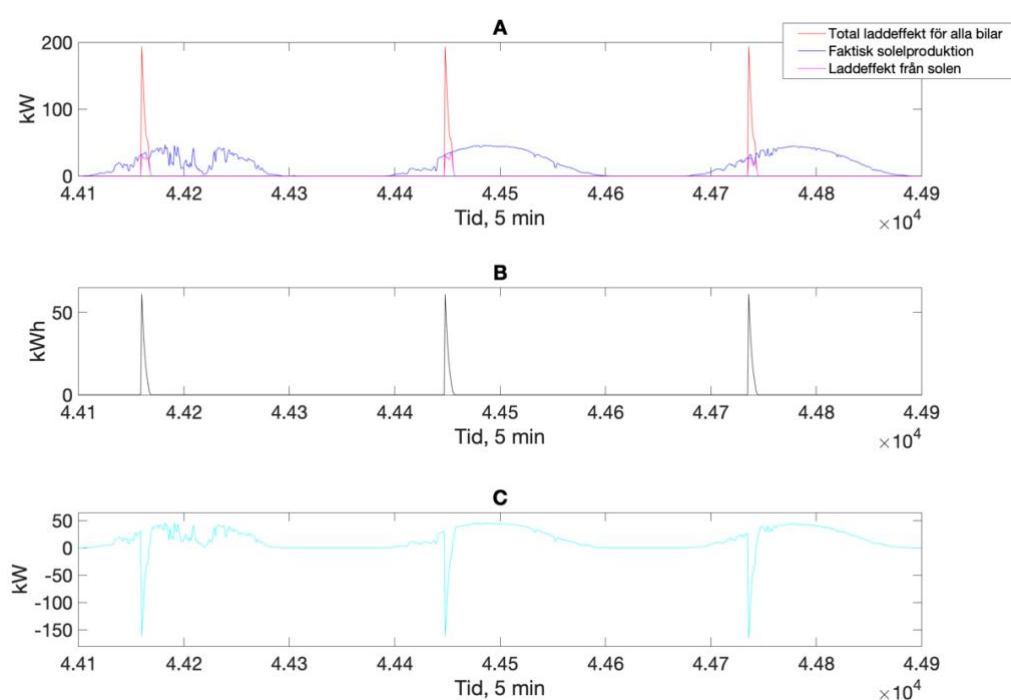
En annan sak som syns i Figur 16 är att självkonsumtionen minskar signifikant med ökad kapacitet hos laddaren. Detta resultat är förenat med att okontrollerad laddning inte styrs av några externa variabler, som i det här fallet är soletproduktionen. Figur 17 nedan visar okontrollerad laddning av 20 bilar med 3,7 kW laddare under tre exempeldagar.



Figur 17. Resultat från okontrollerad laddning av 20 bilar med 3,7 kW laddare under tre exempeldagar i juni, dag 154-156. Delfigur A visar den totala laddeffekten för alla bilar (röd), den faktiska soletproduktionen (blå) samt totala laddeffekten från solen för alla bilar (rosa). Delfigur B visar hur laddbehovet förändras för alla bilar under de tre

dagarna. Delfigur C visar effektutbytet mellan elbilarna, solcellsanläggningen samt elnätet.

I Figur 17 syns tydligt hur den okontrollerade laddningen fungerar. I det här fallet, varje bil som kopplas till laddaren börjar ladda med 3,7 kW direkt. Den delen av laddeffekten för varje bil som sammanfaller med solelproduktionen (rosa), tas från solcellerna, resten kommer från elnätet. Varje bil får en lika stor del av den producerade effekten som beror på antalet aktuellt laddande bilar. Simuleras en laddare med större kapacitet, laddas varje bil snabbare och laddeffekt-kurvan (röd) blir snävare men högre vilket leder till att arean under kurvan med laddeffekt från solen (rosa) minskar. Det betyder att mängden energi som bilarna laddas med och som kommer från solelproduktionen minskar. Detta syns i Figur 18 nedan där 20 bilar med 11 kW laddare simulerades.

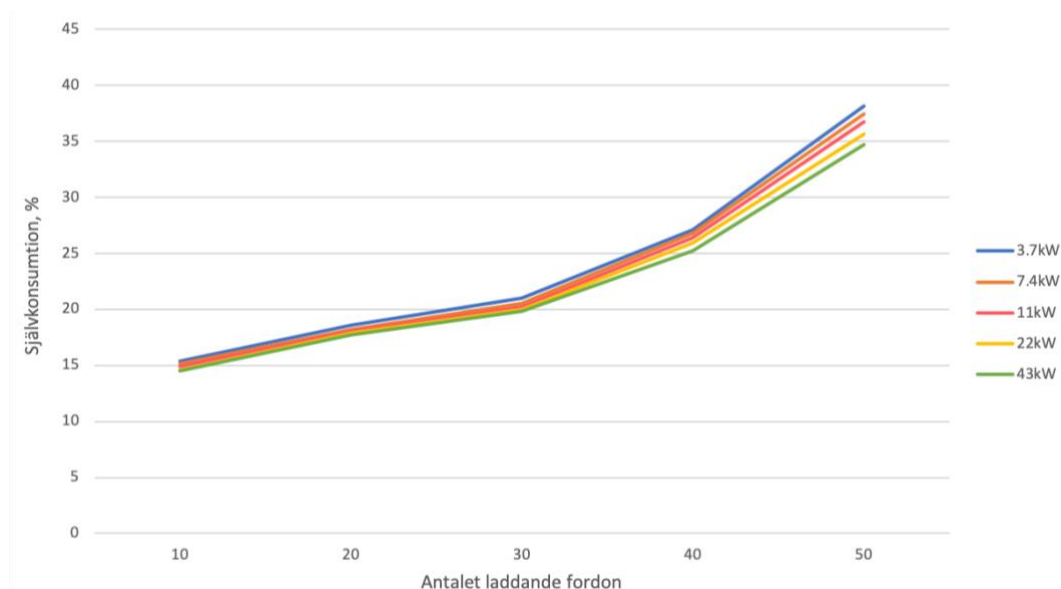


Figur 18. Resultat från okontrollerad laddning av 20 bilar med 11 kW laddare under tre exempeldagar i juni, dag 154-156. Delfigur A visar den totala laddeffekten för alla bilar (röd), den faktiska solelproduktionen (blå) samt totala laddeffekten från solen för alla bilar (rosa). Delfigur B visar hur laddbehovet förändras för alla bilar under de tre dagarna. Delfigur C visar effektutbytet mellan elbilarna, solcellsanläggningen samt elnätet.

I Figur 18 syns det tydligt att kurvan för laddeffekt (röd) är mycket snävare och högre och även kurvan för laddbehovet (svart) i delfigur B är snävare i jämförelsen med resultatet i Figur 17. Arean under kurvan för laddeffekt från solen (rosa) är mindre än i Figur 17. Detta indikerar på att bilarna laddas snabbare med 11 kW laddare jämfört med 3,7 kW och att mer effekt och energi då behöver tas från elnätet. Det är anledningen till att självkonsumtionen minskar när laddarens kapacitet ökar vid okontrollerad laddning.

4.2.2 Smart laddning med prognoser från AR och ARMA modeller

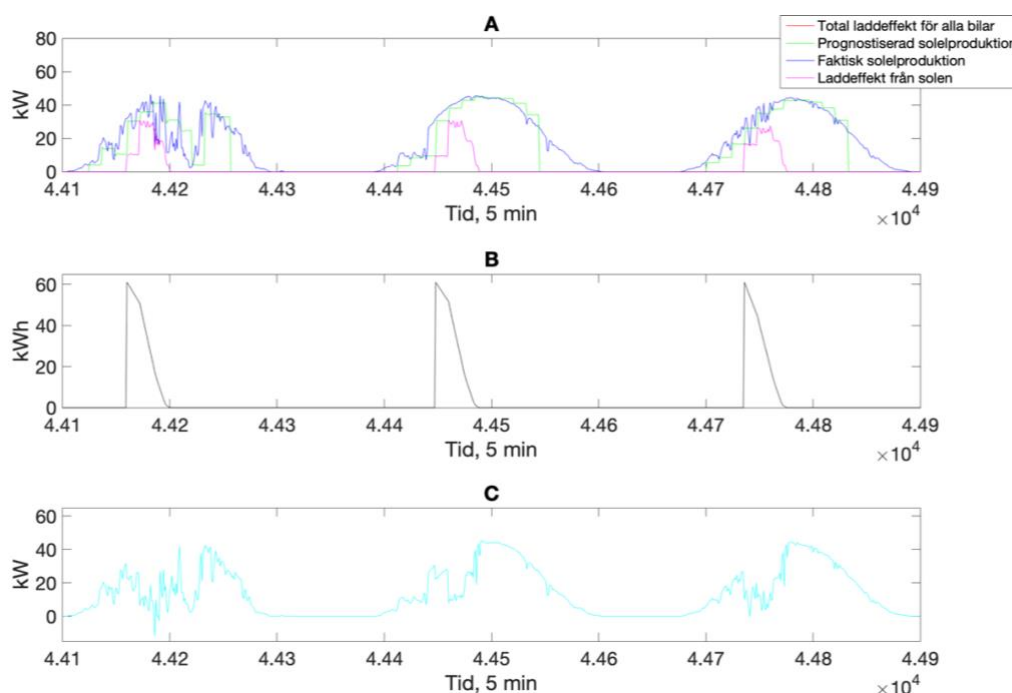
I Figur 19 presenteras självkonsumtionen och hur den varierar beroende på antalet laddande elfordon samt laddarens kapacitet. I detta fall användes den framtagna algoritmen för smart laddning med prognoser där en AR(9) modell applicerades för att ta fram prognoserna för solexproduktionen. Vidare, i Figur 24 presenteras självkonsumtionen för olika laddare samt olika antal elfordon där smart laddning med prognoser från en ARMA(12,12) modell användes.



Figur 19. Självkonsumtion vid laddning av olika antal fordon med olika laddare i ett system med prognoser från en AR(9) modell.

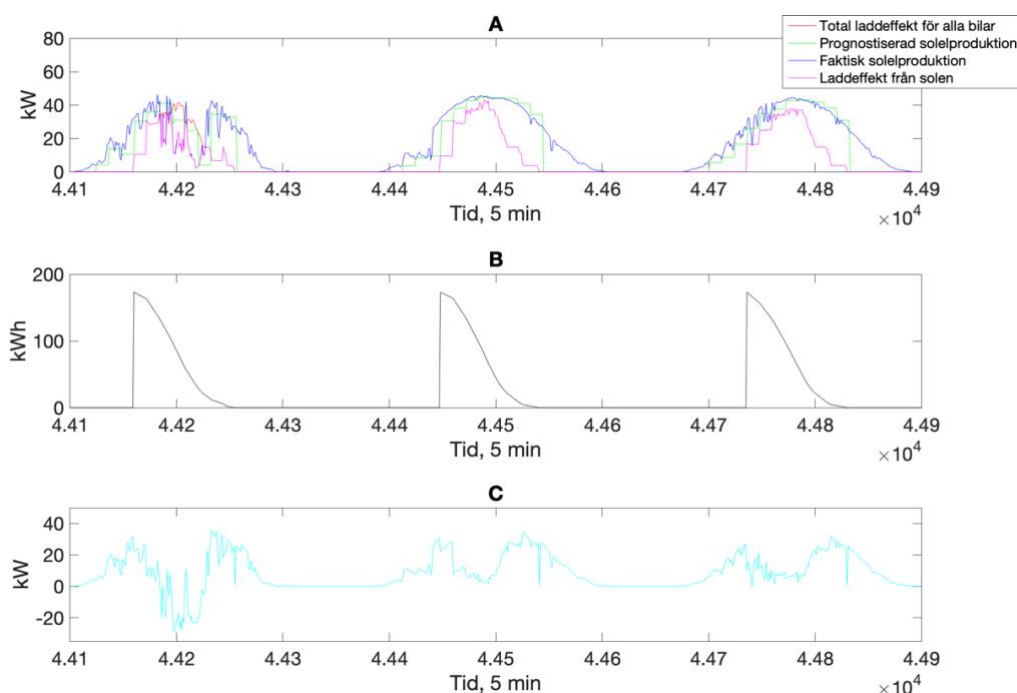
Som syns i den ovan presenterade figuren, Figur 19, ökar självkonsumtionen signifikant, från ca. 14% - 16% till 35 - 38% för samtliga laddare då antalet laddande bilar ökar från 10 - 50 st. Dock, den huvudsakliga anledningen till detta är inte densamma som i fallet med okontrollerad laddning även då den också har en inverkan. Här styrs effekten som levereras till varje enskild bil under varje tidpunkt av den prognostiserade effekten. Effekten som levereras till varje bil beror då på vad prognoserna anger och fördelas jämt till varje bil som aktuellt laddas. Det betyder att ju fler bilar som laddar, desto mindre blir den levererade effekten i varje tidpunkt vilket resulterar i att det tar längre tid att ladda alla bilar till 100%. Tar det lägre tid att ladda alla bilar, sträcker sig laddningen under längre tid över arbetsdagen vilket innebär att mer solex utnyttjas och självkonsumtionen ökar. Det kan då konstateras att ju längre tid det tar att ladda varje enskild bil, desto mer solex kan tas till vara på eftersom laddningen sprids över större delen av dagen då solexproduktionen sker.

I Figur 20 presenteras smarta elbilsladdningen under tre dagar med prognoser från en AR(9) där 20 bilar och 3,7 kW laddare simulerades.



Figur 20. Resultat från smart laddning med prognoser från en AR(9) modell. Laddning av 20 bilar med 3,7 kW laddare simulerades under tre exempeldagar i juni, dag 154-156. Delfigur A visar den totala laddeffekten för alla bilar (röd), den prognostiserade effekten (grön), den faktiska solexproduktionen (blå) samt totala laddeffekten från solen för alla bilar (rosa). Delfigur B visar hur laddbehovet förändras för alla bilar under de tre dagarna. Delfigur C visar effekutbytet mellan elbilarna, solcellsanläggningen samt elnätet.

Figur 20 visar tydligt hur algoritmen inte låter den totala laddeffekten (röd) överstiga effekten som prognosticeras (grön) vilket i det här fallet resulterar i att nästintill hela laddningen sker med effekten som produceras i solcellsanläggningen. Laddningen av varje bil tar längre tid då effekten doseras beroende på produktionen och antalet laddande bilar men elnätet påverkas ytterst lite gällande effekt som dras ifrån den. Nedan, i Figur 21 som presenterar samma upplägg som i Figur 20, men med 50 bilar istället för 20 stycken syns tydligt varför självkonsumtionen ökar med ökat antal laddande bilar.



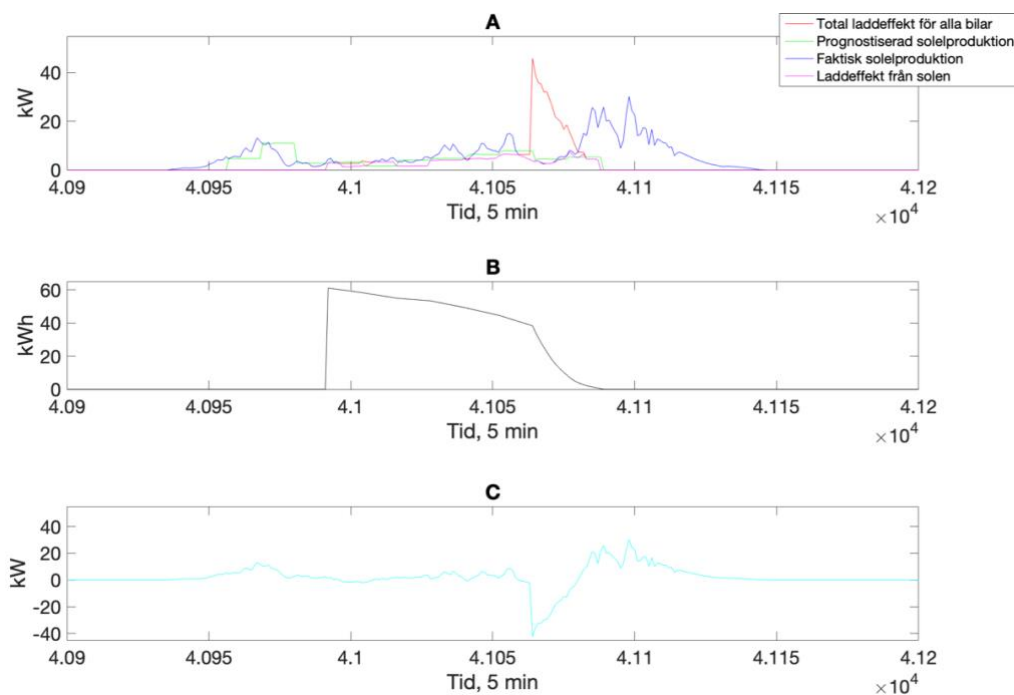
Figur 21. Resultat från smart laddning med prognoser från en AR(9) modell. Laddning av 50 bilar med 3,7 kW laddare simulerades under tre exempeldagar i juni, dag 154-156. Delfigur A visar den totala laddeffekten för alla bilar (röd), den prognostiserade effekten (grön), den faktiska solelproduktionen (blå) samt totala laddeffekten från solen för alla bilar (rosa). Delfigur B visar hur laddbehovet förändras för alla bilar under de tre dagarna. Delfigur C visar effekutbytet mellan elbilarna, solcellsanläggningen samt elnätet.

Jämförs laddningen av 20 bilar med laddningen av 50 bilar syns tydligt att arean under kurvan för laddeffekt från solen (rosa) är större i fallet med 50 bilar än i fallet med 20 bilar. Det syns också att laddningen tar längre tid då kurvan för laddbehovet (svart) i Figur 21, delfigur B är bredare. Det betyder att laddningen sprids över tiden till följd av att bilarna är fler och var och en laddas med mindre effekt i varje tidpunkt. Samtidigt nyttjas mer solenergi i laddningen vilket i sin tur orsakar ökningen av självkonsumtionen. Dock, vid laddning av 50 bilar med 3,7 kW laddare räcker inte den årliga producerade energin till för att tillfredsställa det totala årliga laddbehovet. Bilarna laddas helt enkelt för långsamt och endast 90% av det årliga behovet tillfredsställs. Används 7,4 kW laddare tillfredsställs 100% av behovet.

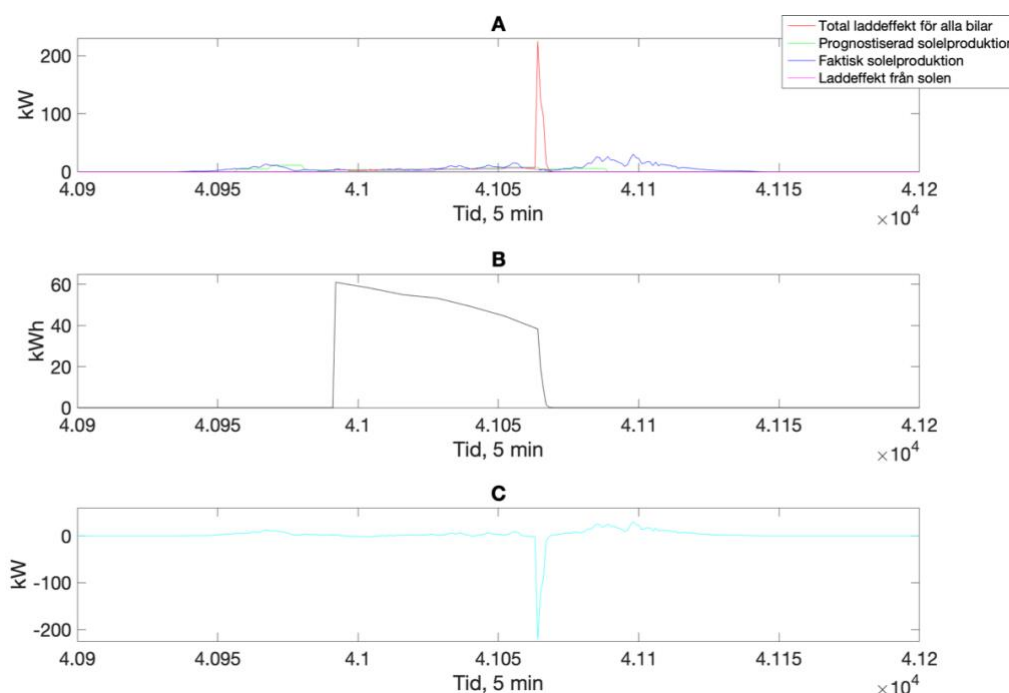
Samma resonemang angående ökningen av självkonsumtionen beroende på antalet laddande bilar gäller för simuleringarna med ARMA(12,12) modellen samt med ideala prognoser vars resultat presenteras senare i detta avsnitt. Detta eftersom algoritmen betar sig på precis samma sätt i simuleringarna med AR och ARMA modeller samt med ideala prognoser.

I Figur 19 syns också att självkonsumtionen varierar beroende på laddarens kapacitet. Denna minskar när laddarens kapacitet ökar. Minskningen av självkonsumtionen beror på två saker. För det första, när prognoserna anger att det inte kommer att produceras

någon sol, reagerar algoritmen på så sätt att bilarna laddas med effekten från elnätet och med laddarens maximala kapacitet. Det innebär att ju större kapacitet, desto snabbare laddas bilarna och större chans att laddningen blir klar innan solen börjar produceras igen. Den andra orsaken beror på mängden effekt som prognosticeras i relation till den minimala effekten som behövs. Om den prognostiserade effekten för varje bil är mindre än den minimala effekten som varje bil behöver för att laddas klart inom de två sista timmarna av arbetsdagen, stängs smarta laddningen av och bilarna laddas med okontrollerad laddning i den tidpunkten. Det betyder alltså om laddarens kapacitet ökar, sker samma sak som beskrevs i avsnitt 4.2.1 och självkonsumtionen minskar med ökad laddarkapacitet. Laddningen sker snabbare och ytan under kurvan för laddeffekt från solen (rosa) minskar. Denna minskning syns i Figur 22 och 23 nedan.



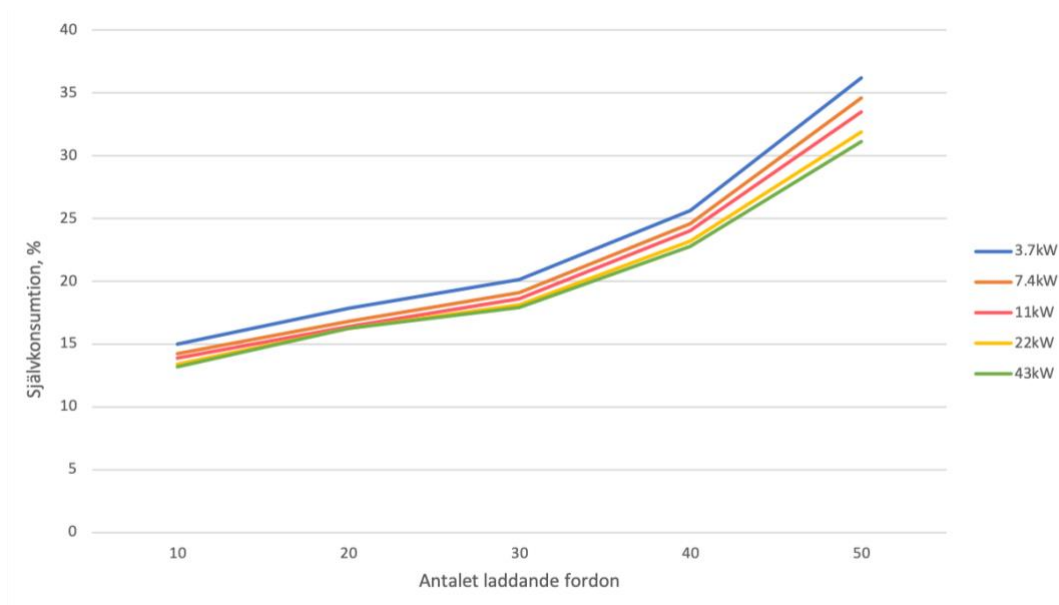
Figur 22. Resultat från smart laddning med prognoser från en AR(9) modell. Laddning av 20 bilar med 3,7 kW laddare simulerades under en molnig dag i maj (dag 143) med otillräcklig solelproduktion under de två sista timmarna. Delfigur A visar den totala laddeffekten för alla bilar (röd), den prognostiserade effekten (grön), den faktiska solelproduktionen (blå) samt totala laddeffekten från solen för alla bilar (rosa). Delfigur B visar hur laddbehovet förändras för alla bilar under de tre dagarna. Delfigur C visar effekutbytet mellan elbilarna, solcellsanläggningen samt elnätet.



Figur 23. Resultat från smart laddning med prognoser från en AR(9) modell. Laddning av 20 bilar med 22 kW laddare simulerades under en molnig dag i maj (dag 143) med otillräcklig solexproduktion under de två sista timmarna. Delfigur A visar den totala laddeffekten för alla bilar (röd), den prognostiserade effekten (grön), den faktiska solexproduktionen (blå) samt totala laddeffekten från solen för alla bilar (rosa). Delfigur B visar hur laddbehovet förändras för alla bilar under de tre dagarna. Delfigur C visar effekutbytet mellan elbilarna, solcellsanläggningen samt elnätet.

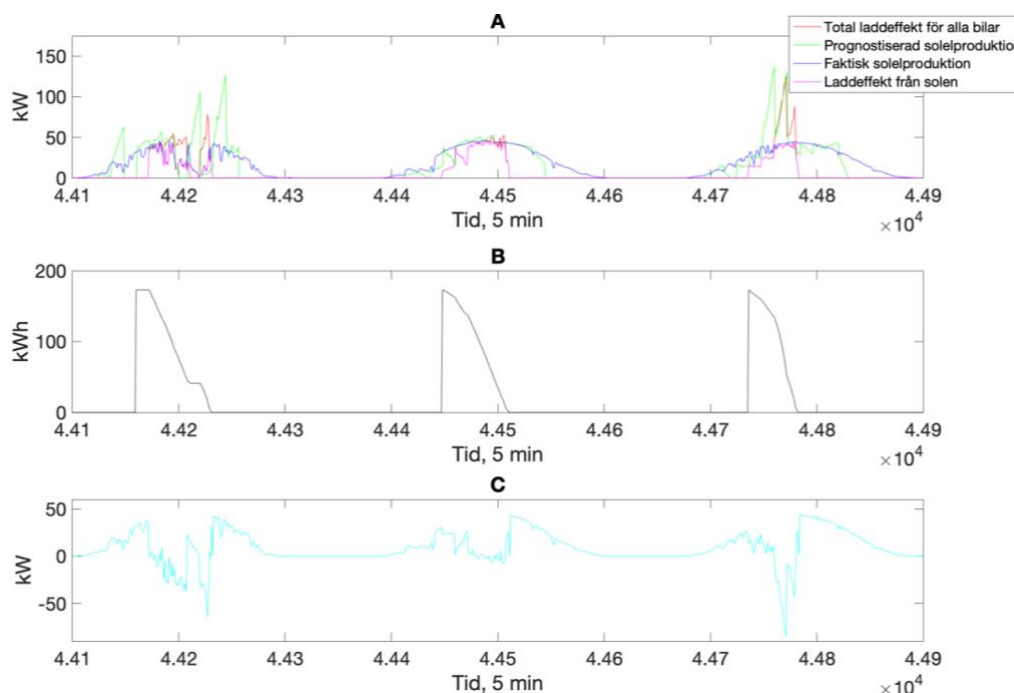
Som kan konstateras ur figurerna 22 – 23 avslutas laddningen under den dagen snabbare när 22 kW laddare används. Detta syns tydligt när delfigur B i både Figur 22 och 23 jämförs. Resultatet av detta är att i fallet med 3,7 kW laddare används den producerade energin även efter att laddningen i fallet med 22 kW laddare avslutats. Sådana fall leder till att mer solenergi utnyttjas i laddningen som slutligen leder till att självkonsumtionen ökar ju svagare laddare används.

Dock, som syns i Figur 24 nedan, spelar valet av laddare större roll för självkonsumtionen när prognoserna kommer från en ARMA(12,12) modell i jämförelse med en AR(9) modell. I Figur 24 är kurvorna för respektive laddare mer utspridda vilket indikerar att algoritmen är mer känslig för valet av laddare i fallet med en ARMA(12,12) modell. Detta beror på att prognoserna från ARMA(12,12) modellen är mindre stabila när ingående data från timmen innan varierar snabbt, dvs. när det är en molnig dag med växlande sol och skugga.



Figur 24. Självkonsumtion vid laddning av olika antal fordon med olika laddare i ett system med prognoser från en ARMA(12,12) modell.

Exempel på instabila prognoser från en ARMA(12,12) modell till följd av snabbt varierande solexproduktion syns i Figur 25 nedan och är orsaken till den ökade skillnaden i självkonsumtionen mellan olika laddare.



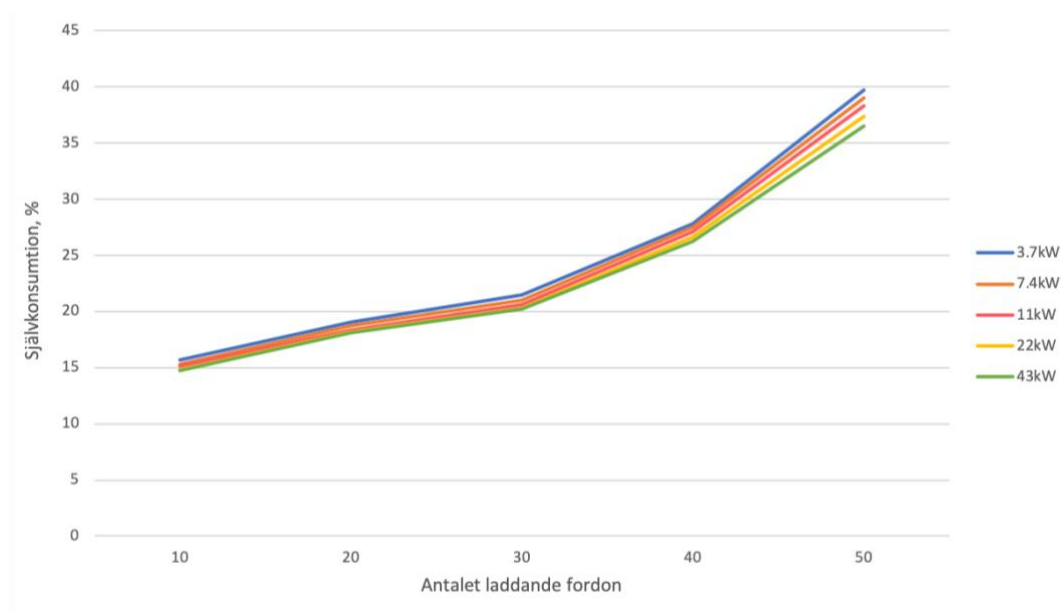
Figur 25. Resultat från smart laddning med prognoser från en ARMA(12,12) modell. Laddning av 50 bilar med 22 kW laddare simulerades under tre exempeldagar i juni, dag 154-156. Delfigur A visar den totala laddeffekten för alla bilar (röd), den prognostiserade effekten (grön), den faktiska solexproduktionen (blå) samt totala laddeffekten från solen för alla bilar (rosa). Delfigur B visar hur laddbehovet förändras

för alla bilar under de tre dagarna. Delfigur C visar effekutbytet mellan elbilarna, solcellsanläggningen samt elnätet.

Till följd av att prognoserna är mer instabila anger de ofta alldeles för stora värden på solelproduktionen i jämförelse med den faktiska produktionen när ingående data varierar snabbt. Laddningen följer dessa prognoser även när de anger sådana höga värden. Observera sista dagen i Figur 25. Som syns i Figur 25, delfigur C resulterar detta i att mer effekt från elnätet behövs för att kunna följa prognoserna då effekten som faktiskt produceras är mycket lägre än det som prognoserna anger. Vidare, ju högre kapacitet på laddaren, desto bättre kan laddningen följa prognoserna och högre effekt kan dras från elnätet vid stunder då prognoserna visar väldigt höga värden. Detta resulterar slutligen i att bilarna laddas snabbare och utnyttjar mindre solel i laddningen och mer el från nätet. Arealen under kurvan för laddeffekt från solen (rosa) krymper vilket leder till minskad självkonsumtion vid högre laddarkapaciteter. Denna skillnad i självkonsumtionen, som syns i Figur 24 ovan är maximalt 5% mellan 3,7 kW och 43 kW laddare.

4.2.3 Smart laddning med ideala prognoser

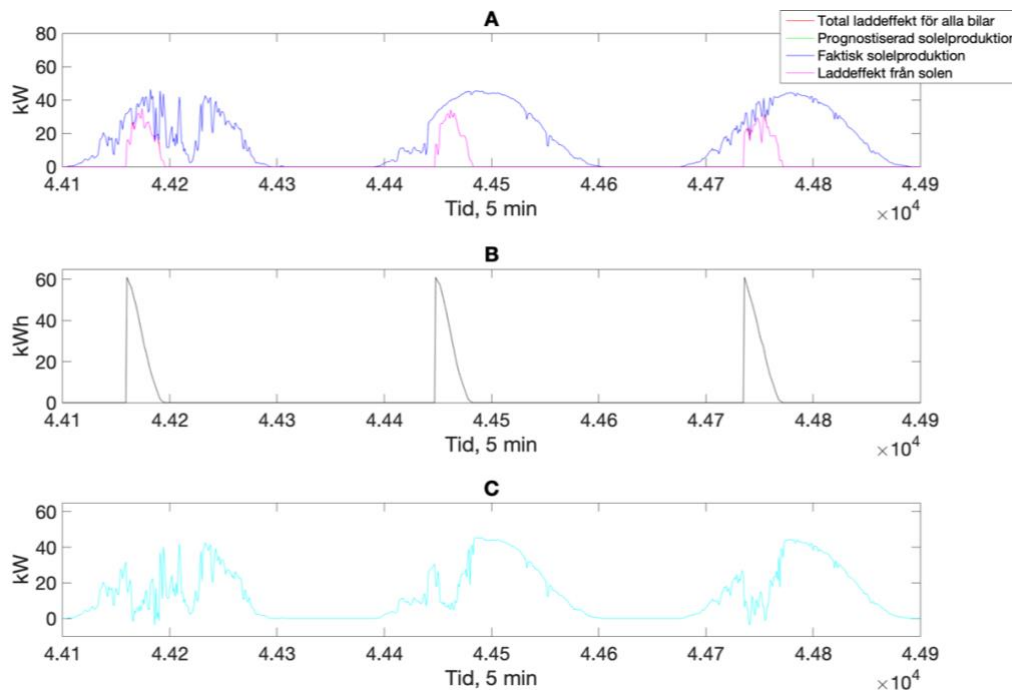
Figur 26 presenterar självkonsumtionen för olika antal fordon samt olika laddare från simuleringen där algoritmen för smart laddning med ideala prognoser används. Prognoserna som algoritmen tar hänsyn till är lika med den faktiska solelproduktionen.



Figur 26. Självkonsumtion vid laddning av olika antal fordon med olika typer av laddare i ett system med ideala prognoser.

Simuleringarna med ideala prognoser ger bäst resultat gällande självkonsumtionen. Detta eftersom det inte finns någon skillnad mellan prognoserna och den faktiska produktionen vilket medför att 100% av det som produceras potentiellt kan användas av algoritmen för att ladda elbilarna. Det till skillnad från simuleringarna med AR och ARMA modeller där en skillnad mellan prognoser och den faktiska produktionen existerar vilket begränsar

potentialen till att konsumera 100% av den producerade elektriciteten. Resultaten är dock förvånansvärt lika med de från simuleringarna med AR(9) modellen. Skillnaden mellan den högsta självkonsumtionen i båda fallen är endast 1,6% där simuleringen med ideala prognoser gav 39,7% och simuleringen med en AR(9) modell gav 38,1%. Minskningen i självkonsumtionen som orsakas av ökad laddarkapacitet är också väldigt lika mellan simuleringarna med ideala prognoser och med en AR(9) modell. I Figur 27 nedan presenteras tre exempeldagar i juni med laddning i fallet med ideala prognoser.



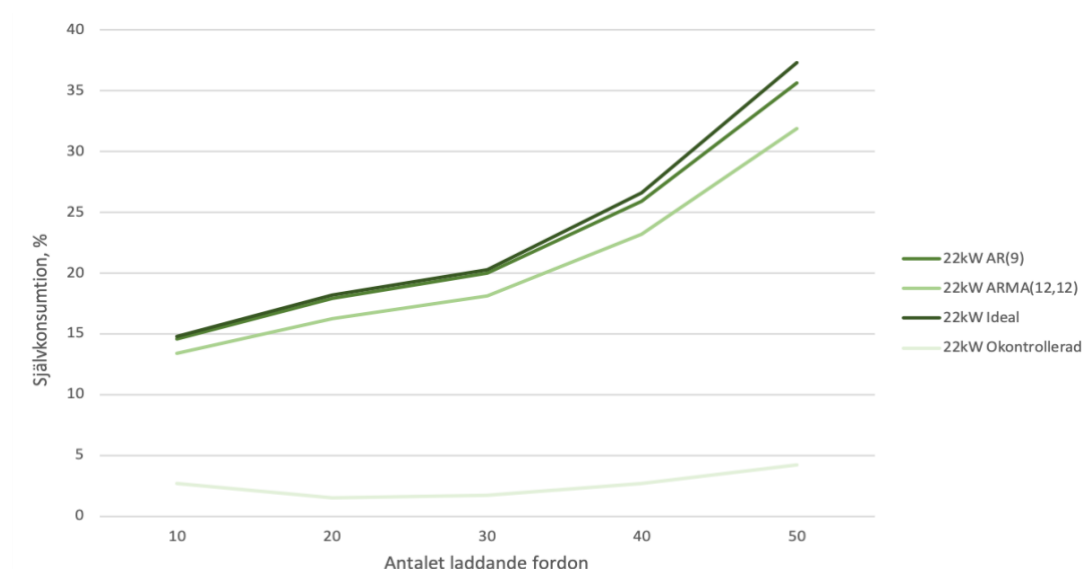
Figur 27. Resultat från smart laddning med ideala prognoser. Laddning av 20 bilar med 3.7 kW laddare simulerades under tre exempeldagar i juni, dag 154-156. Delfigur A visar den totala laddeffekten för alla bilar (röd), den prognostiserade effekten (grön), den faktiska solelproduktionen (blå) samt totala laddeffekten från solen för alla bilar (rosa). Delfigur B visar hur laddbehovet förändras för alla bilar under de tre dagarna. Delfigur C visar effekutbytet mellan elbilarna, solcellsanläggningen samt elnätet.

4.2.4 Jämförelse mellan fallen

I Tabell 4 samt Figur 28 visas självkonsumtionen där samtliga undersökta fall presenteras för en utvald laddare. Laddaren som simulerades hade kapaciteten 22 kW eftersom denna typ av laddare är den mest populära i Sverige idag och utgör ca. 44% av alla installerade AC laddare (Power Circle, 2020E).

Tabell 4. Självkonsumtionen vid laddning av olika antal elfordon med 22 kW laddare för samtliga undersökta fall.

Antal elbilar	10	20	30	40	50
Okontrollerad laddning	2,7 %	1,5 %	1,7 %	2,7 %	4,2 %
Smart laddning – AR(9)	14,6 %	17,9 %	20 %	25,9 %	35,6 %
Smart laddning – ARMA(12,12)	13,4 %	16,2 %	18,1 %	23,2 %	31,9 %
Smart laddning - ideal	14,8 %	18,2 %	20,3 %	26,6 %	37,3 %



Figur 28. Självkonsumtion vid laddning av olika antal fordon med 22 kW laddare i fyra olika fall.

Som kan konstateras ur både Tabell 4 och Figur 28, oberoende av vilka prognoser som används, lyckas algoritmen höja självkonsumtionen i systemet signifikant i jämförelse med okontrollerad laddning som de flesta av dagens elbilar laddas med. Ökningen av självkonsumtionen är störst då flest bilar simuleras, alltså 50 stycken. Detta gäller fallet med 22 kW laddare men också alla andra fall med resterande undersökta laddare. I fallet med 22 kW laddare är den största ökningen av självkonsumtionen från 27,7% upp till 33,1% beroende på prognoser. Denna signifikanta ökning beror på faktorer som beskrivs ovan men framförallt av faktumet att det introducerades en styrning av laddeffekten vars uppgift är att dosera effekt över tid på ett sådant sätt att laddningsprofilen efterliknar solelproduktionen.

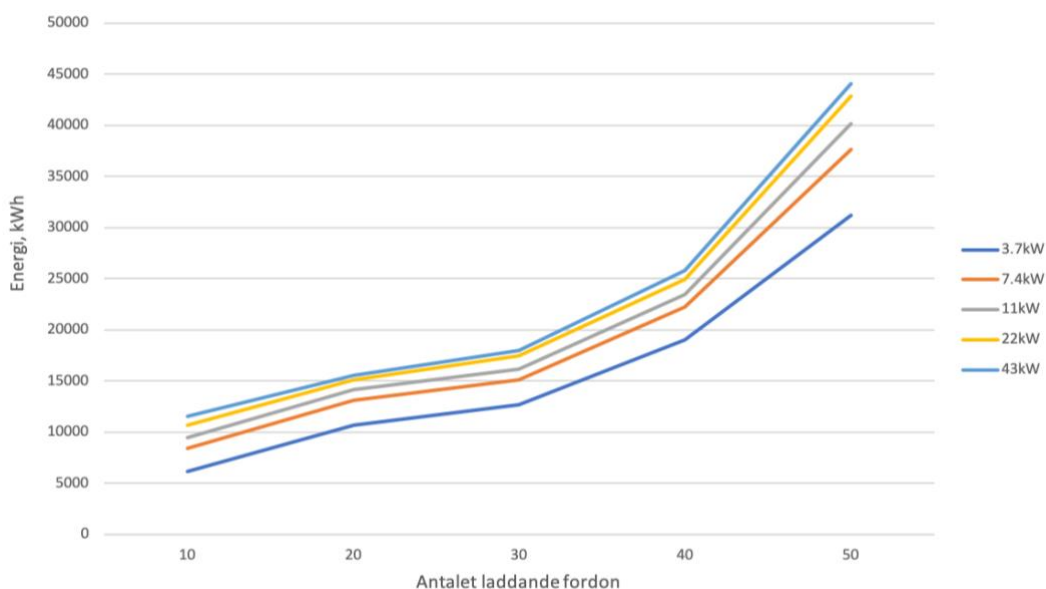
4.3 Självförsörjning och behov av energi från nätet

Systemets självförsörjning samt behovet av att importera energi från elnätet beräknades efter varje simulering. Dessa indikatorer beräknades med hjälp av metoden presenterad i avsnitt 3.2.4 och baserades på bilarnas totala årliga laddbehov som presenterades i Tabell 3, samt solelen som tillfördes till dessa under året. Nedan presenteras självförsörjningen samt energin som behövde importeras från elnätet för olika laddare, olika antal elbilar samt för de undersökta fallen.

Det är viktigt att nämna även här att i fall med smart laddning av större antal bilar, dvs. 40 och 50 stycken med 3,7 kW laddare tillfredsställdes inte det totala årliga laddbehovet till 100%. I fallet med prognoser från en AR(9) modell och 40 samt 50 bilar tillfredsställdes respektive 97% och 89,7% av det totala årliga laddbehovet. För ARMA(12,12) modellen är det 98% och 90,4% och för ideala prognoser är det 98% och 90,6%. Detta kan ha en påverkan på hur kurvan för självförsörjning i fall med 3,7 kW laddare ser ut eftersom den tillförda mängden energi blir mindre i jämförelse med övriga fall. Å andra sidan ger det en inblick i hur infrastrukturen eventuellt borde utformas och specificeras för att kunna tillfredsställa elbilarnas behov med solceller som den primära energikällan.

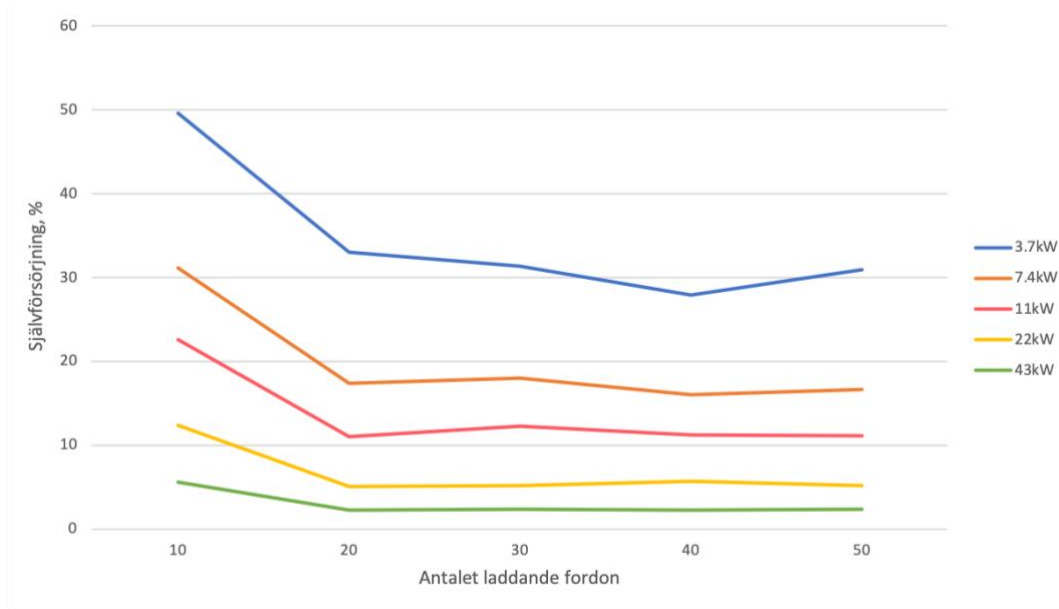
4.3.1 Okontrollerad laddning

I Figur 29 presenteras den mängden energi som behövde dras från elnätet vid simuleringen av okontrollerad laddning för olika antal elfordon med olika laddare. Vidare, i Figur 30 presenteras hur självförsörjningen såg ut i simuleringen av samma system med varierande laddare och antal bilar.



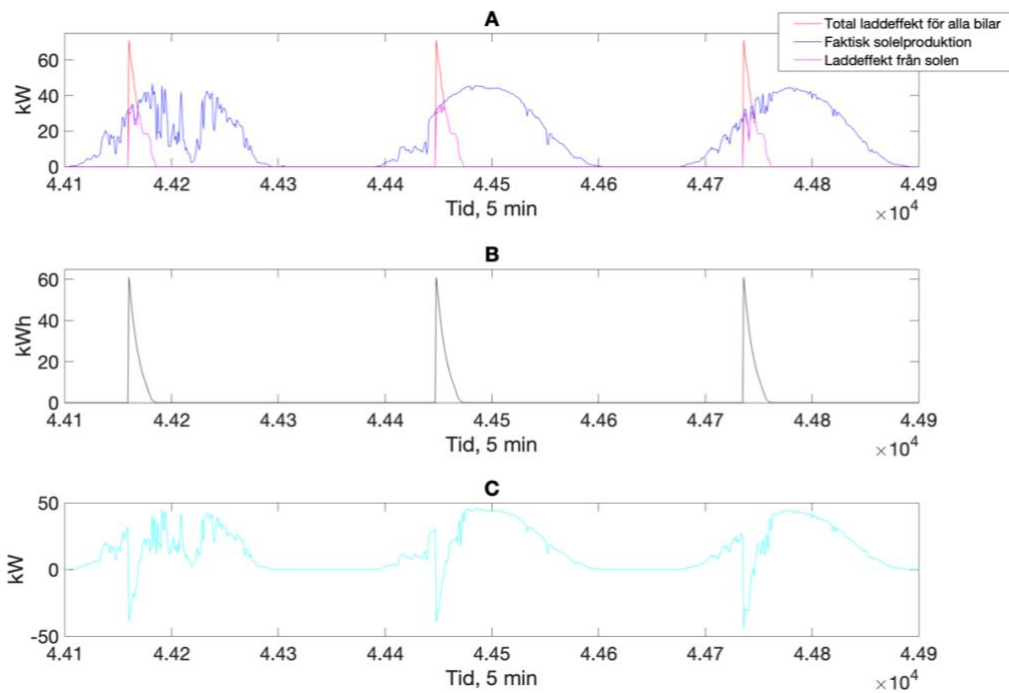
Figur 29. Energin som behövde importeras från elnätet vid laddning av olika antal fordon med olika typer av laddare i ett system med okontrollerad laddning.

I Figur 29 ovan kan tydligt ses att ju fler bilar som laddas desto mer energi behövs från elnätet. Dessutom, ju högre kapacitet hos laddaren desto mer energi dras från elnätet. Eftersom laddningen inte styrs av några externa variabler utan varje bil laddas med respektive laddarens kapacitet beror tillväxten av mängden energi som dras från elnätet direkt på tillväxten av laddbehovet. Om bilarna dessutom laddas med starkare laddare, ökar mängden energi som dras från elnätet ytterligare då högre effekt dras över tid vilket är orsaken till att mer energi dras ju större effekt på laddaren, se Figur 29.

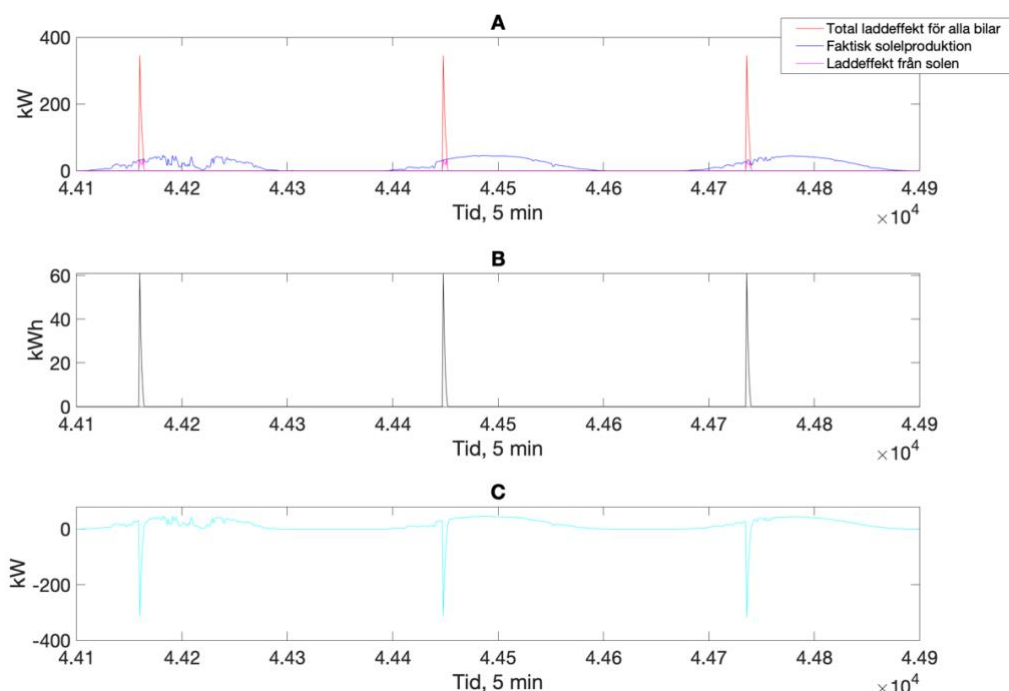


Figur 30. Självförsörjning vid laddning av olika antal fordon med olika typer av laddare i ett system med okontrollerad laddning.

Förändringen av självförsörjningen med avseende på ökat antal laddande bilar vid okontrollerad laddning beror starkt på vilken laddare som används. Anledningen till att detta beroende är så starkt kommer från faktumet att laddarstyrkan styr hur snabbt bilarna laddas. Ju högre laddarkapacitet desto snabbare laddas varje enskild bil vilket i sin tur leder till att mindre solenergi nyttjas. Denna förändring syns i följande Figur 31 och 32.



Figur 31. Resultat från okontrollerad laddning av 20 bilar med 3,7 kW laddare under tre exempeldagar i juni, dag 154-156. Delfigur A visar den totala laddeffekten för alla bilar (röd), den faktiska solexproduktionen (blå) samt totala laddeffekten från solen för alla bilar (rosa). Delfigur B visar hur laddbehovet förändras för alla bilar under de tre dagarna. Delfigur C visar effektutbytet mellan elbilarna, solcellsanläggningen samt elnätet.



Figur 32. Resultat från okontrollerad laddning av 20 bilar med 22 kW laddare under tre exempeldagar i juni, dag 154-156. Delfigur A visar den totala laddeffekten för alla bilar (röd), den faktiska solexproduktionen (blå) samt totala laddeffekten från solen för alla

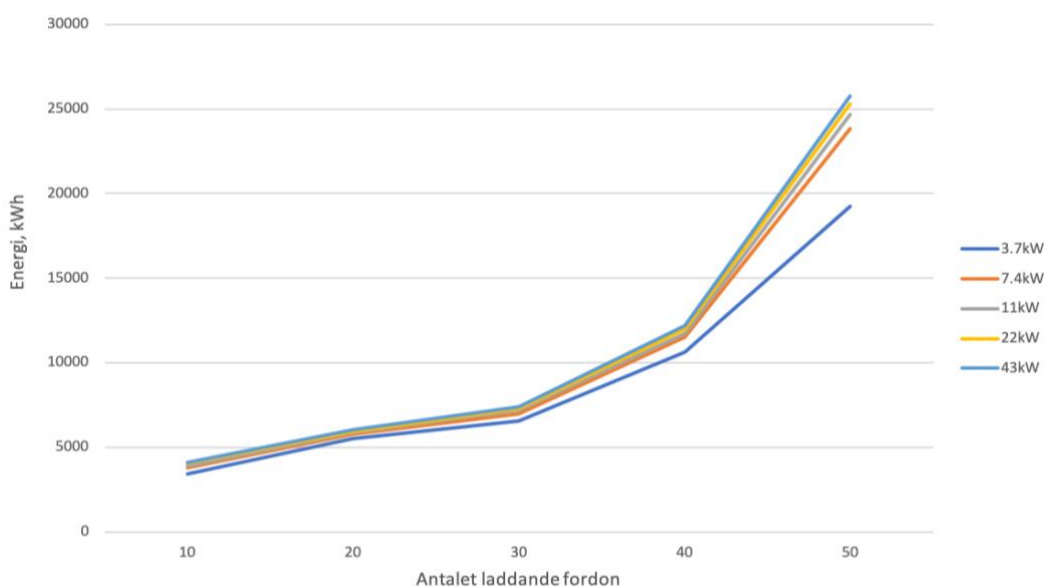
bilar (rosa). Delfigur B visar hur laddbehovet förändras för alla bilar under de tre dagarna. Delfigur C visar effekutbytet mellan elbilarna, solcellsanläggningen samt elnätet.

Som syns i Figur 32 ovan laddas bilarna mycket snabbare och arean under kurvan för laddeffekt från solen (rosa) blir mindre i fallet med 22 kW vilket slutligen leder till att självförsörjningen minskar då solenergin utgör mindre del i den totala mängden energi som tillförs till bilarna. Samtidigt ökar mängden energi som dras från elnätet.

Förändringen av självförsörjningen beror också på ökat antal elbilar, se Figur 30. Generellt minskar självförsörjningen ju fler bilar som laddar eftersom behovet på energi från nätet växer. Laddinfrastrukturen är inte anpassad till att maximera utnyttjandet av solel vilket i princip innebär att ju högre laddbehov, desto större mängd energi som tas från elnätet. Dock, vid okontrollerad laddning beror självförsörjningen också på det individuella laddbehovet hos varje bil. Som nämndes i 4.2.1 finns fler bilar som har kört längre sträckor i uppsättningen av 50 bilar än i uppsättningen av t.ex. 40 bilar. Ju längre bilen har kört desto längre behöver den laddas, speciellt då alla bilar laddas med samma effekt. Om laddningen tar längre tid för vissa bilar, nyttjas mer solel vilket ökar självförsörjningen. Detta syns speciellt tydligt för lägre laddarkapaciteter såsom 3,7 kW eftersom vid högre kapacitet laddar bilarna så snabbt att skillnaden i laddtid blir mindre signifikant för självförsörjningen, se Figur 30.

4.3.2 Smart laddning med prognoser från AR och ARMA modeller

Nedan i Figurer 33 – 34 samt Figurer 35 – 36 visas resultat från simuleringar av elbilsladdning med smart laddning med prognoser på solelproduktionen framtagna med hjälp av en AR(9) respektive ARMA(12,12) modell.

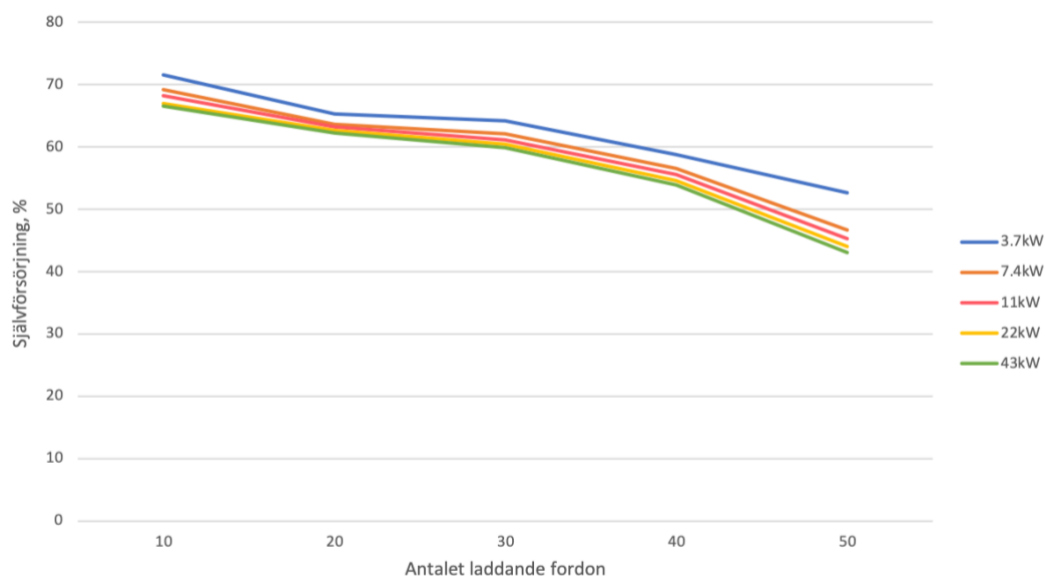


Figur 33. Energin som behövde importeras från elnätet vid laddning av olika antal

fordon med olika typer av laddare i ett system med smart laddning med prognoser från en AR(9) modell.

I Figur 33 ovan syns en liknande relation mellan mängden energi som tagits från elnätet, laddarens kapacitet samt antalet bilar som syntes i avsnitt 4.3.1, Figur 29. Orsaken är densamma som tidigare då större laddbehov skapar större behov av elektricitet från elnätet eftersom den producerade effekten inte alltid räcker till vid ökad belastning som utgörs av fler laddande fordon. I fallet med smart laddning tas elektricitet från elnätet främst då produktionen ligger på 0 kW samt mellan kl. 14:00 och 16:00 då det är under det tidsintervallet som algoritmen stämmer av om den prognostiserade eller producerade effekten räcker till för att tillfredsställa det minimala effektbehovet hos varje bil. Fler bilar ökar risken att denna effekt inte räcker till vilket gör att de bilar det gäller börjar i den stunden laddas med den maximala effekten som laddaren kan åstadkomma. Ju större laddarkapacitet desto högre risk att mer energi tas från elnätet och är orsaken till varför kurvorna i Figur 33 är förskjutna i y-led beroende på laddarens kapacitet. Denna förskjutning är dock inte lika uttalad som i fallet med okontrollerad laddning då bilarna till största del laddas med den tillgängliga solelen.

För 3,7 kW laddare skiljer sig kurvan signifikant från resten vid 40 och 50 bilar. Denna skillnad kan bero på att det totala årliga laddbehovet inte tillfredsställdes helt vilket kan orsaka att mindre elektricitet drogs från elnätet än det borde ha gjort om 100% av behovet skulle tillfredsställas. Dock, även om 100% av behovet skulle tillfredsställas skulle mängden energi som dras från elnätet vara minst för 3,7 kW laddare.

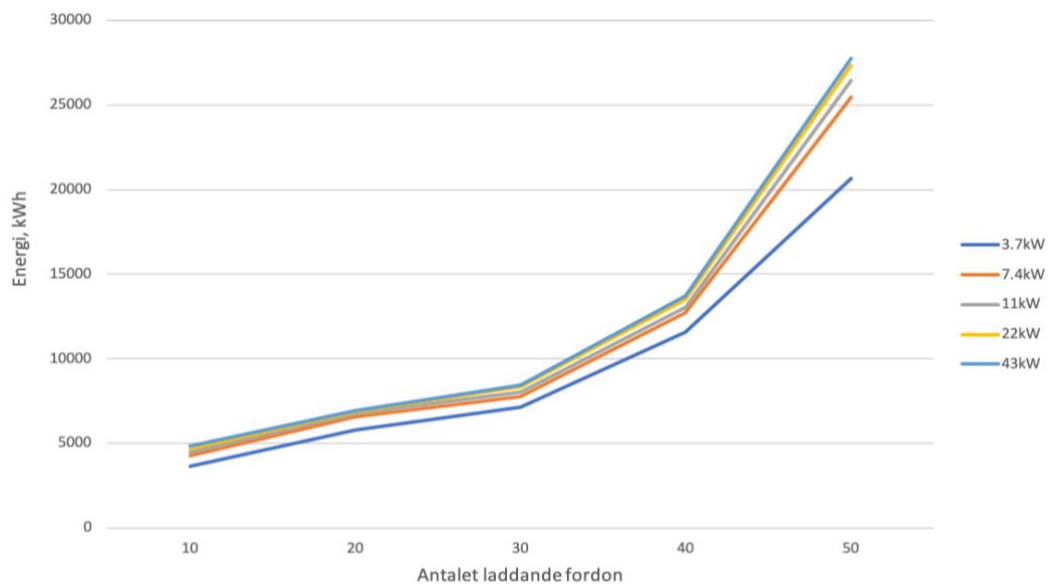


Figur 34. Självförsörjning vid laddning av olika antal fordon med olika typer av laddare i ett system med prognoser från en AR(9) modell.

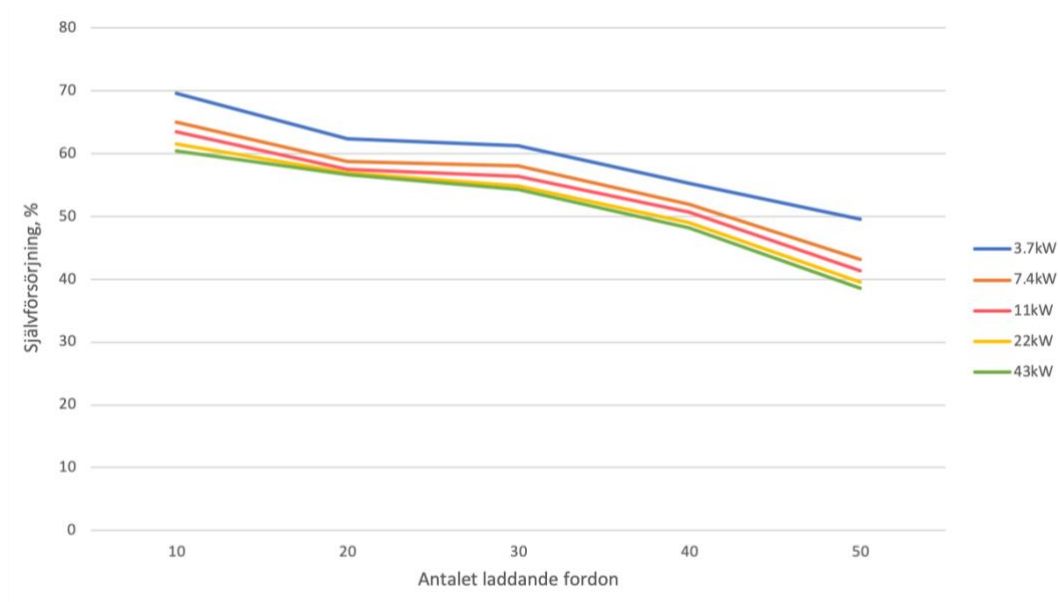
Figur 34 ovan visas självförsörjningen i en sjunkande trend som beror på ökat antal elbilar i systemet. Detta orsakas helt enkelt av ett ökat behov på energi för att ladda alla bilar.

Det uppstår fler tillfällen under året då energi från elnätet behövs eftersom solelproduktionen allt oftare inte räcker till.

Samma resonemang angående ökat behov på energi från elnätet samt minskad självförsörjning gäller för resultat från simuleringar med en ARMA(12,12) modell samt ideala prognoser som presenteras nedan.



Figur 35. Energin som behövde importeras från elnätet vid laddning av olika antal fordon med olika typer av laddare i ett system med smart laddning med prognoser från en ARMA(12,12) modell.



Figur 36. Självförsörjning vid laddning av olika antal fordon med olika typer av laddare i ett system med prognoser från en ARMA(12,12) modell.

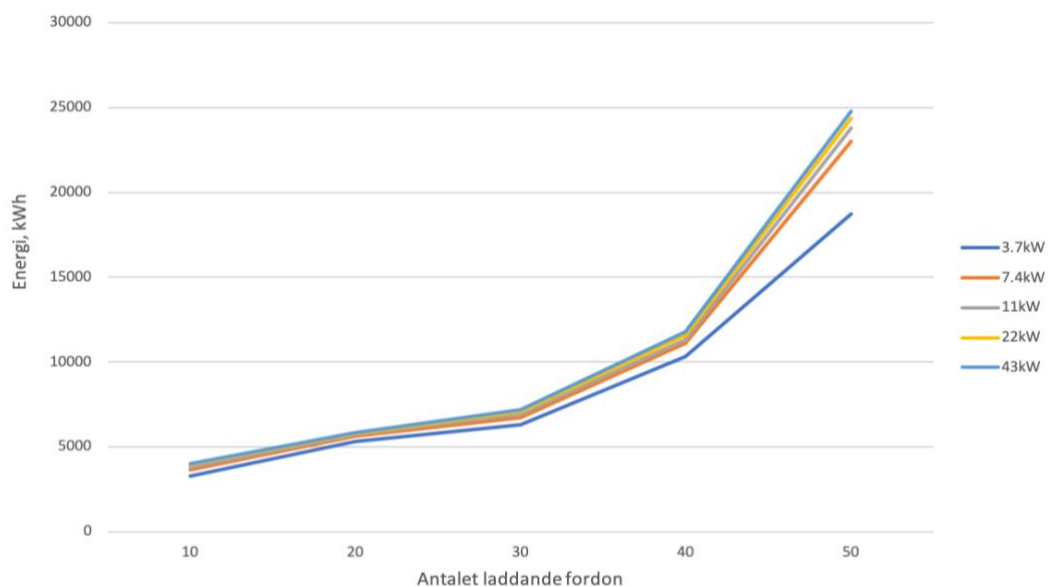
Trots att algoritmen för smart laddning fungerar på samma sätt oavsett hur prognoserna tas fram, är den även här mer känslig för valet av laddare när prognoserna tas fram med

en ARMA(12,12) modell. Som presenteras i Figur 36 minskar självförsörjningen mer med ökad laddarkapacitet i jämförelse med fallet där en AR(9) modell används. Förklaringen till detta är inte annorlunda från den som beskrevs tidigare i avsnitt 4.2.2 och har och göra med att prognoserna som genereras genom en ARMA(12,12) modell är i det här fallet mindre stabila när ingående data på solelproduktionen varierar snabbt i tiden. I relation till simuleringarna med en AR(9) modell dras elektricitet från elnätet oftare då systemet simuleras med en ARMA(12,12) modell just pga. att prognosvärdena ofta är alldeles för höga i jämförelse med den faktiska produktionen. Större laddarkapacitet tillåter systemet att följa dessa höga värden och ladda bilarna vilket resulterar i att mer energi importeras från elnätet och eftersom bilarna laddas snabbare, minskar chansen till att utnyttja mer solel. Detta resulterar i att solelen utgör en minskande andel i laddningen och istället ersätts med el från elnätet i större utsträckning än i fallet med AR(9) modellen.

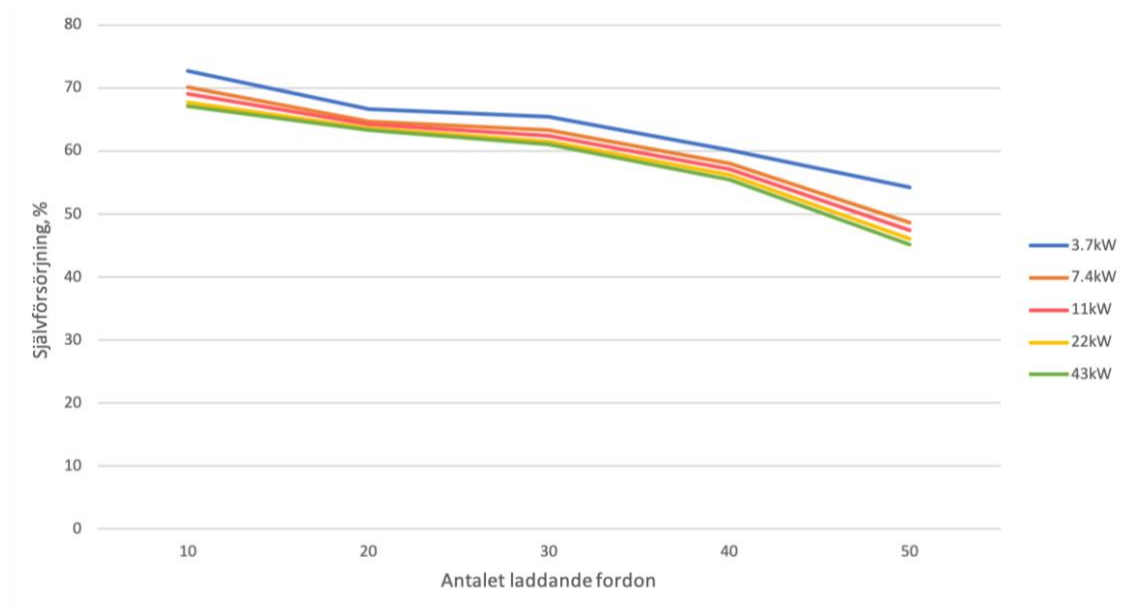
4.3.3 Smart laddning med ideala prognoser

Nedan presenteras resultaten från simuleringen av smart laddning med ideala prognoser på solelproduktionen. I Figur 37 presenteras hur mycket energi som behövde dras från elnätet beroende på antalet elbilar samt laddarens kapacitet och i Figur 38 presenteras självförsörjningen.

Simuleringarna med ideala prognoser ger resultat som stämmer väl överens med resultat presenterade i avsnitt 4.3.2. Dessa resultat beror på samma mekanismer som beskrevs i avsnitt 4.3.2.



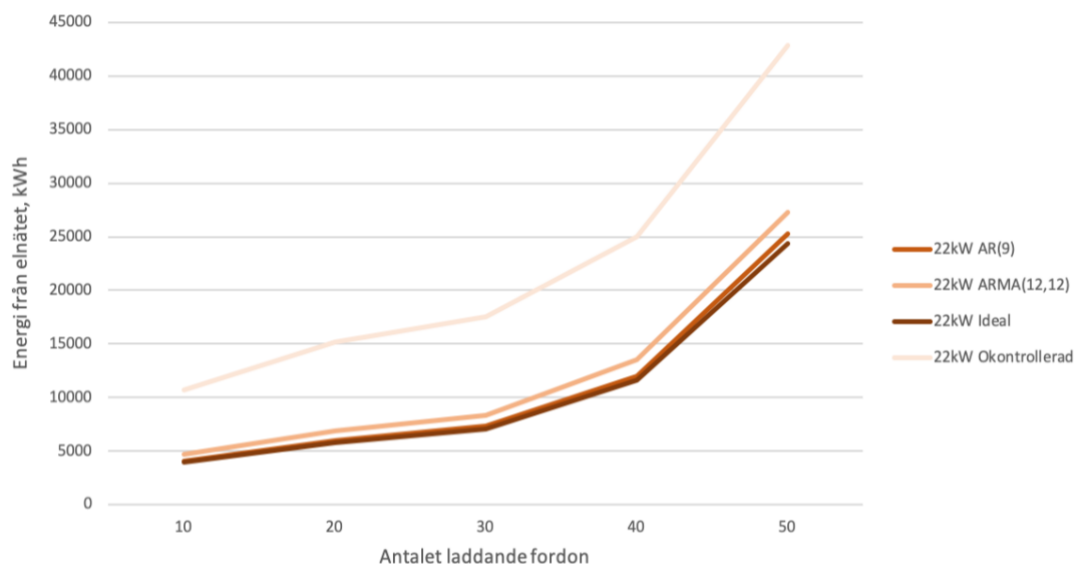
Figur 37. Energin som behövde importeras från elnätet vid laddning av olika antal fordon med olika typer av laddare i ett system med smart laddning med ideala prognoser.



Figur 38. Självförsörjning vid laddning av olika antal fordon med olika typer av laddare i ett system med ideala prognoser.

4.3.4 Jämförelse mellan fallen

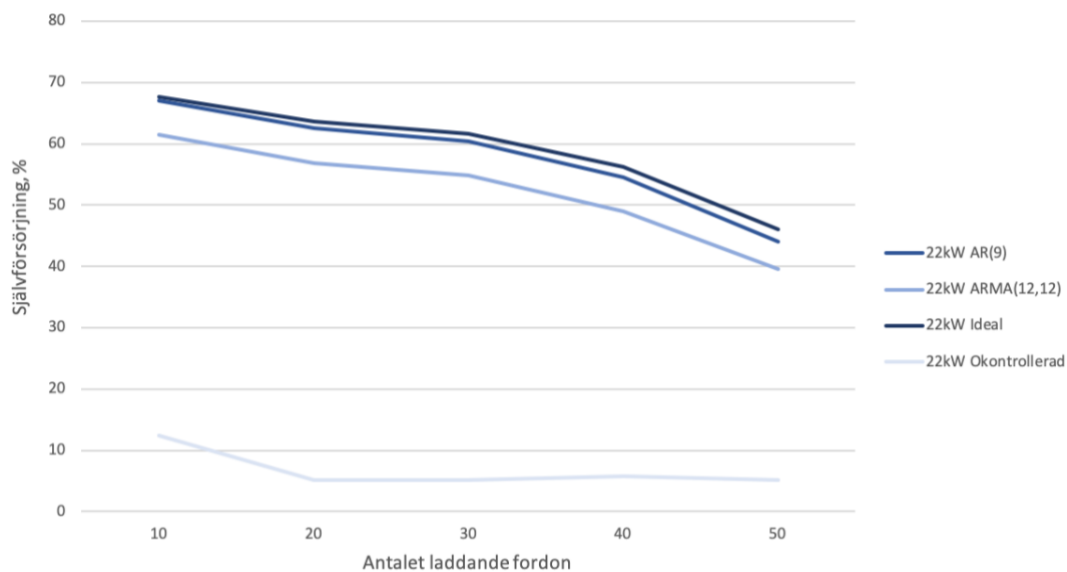
I Figur 39 visas hur mycket energi som behövde importeras från elnätet då laddare med 22 kW kapacitet användes för olika antal elbilar i samtliga undersökta fall. Vidare i Figur 40 visas hur självkonsumtionen såg ut för samma upplägg. 22 kW laddare användes återigen pga. dess popularitet i dagens laddinfrastruktur i Sverige.



Figur 39. Energin importerad från elnätet vid laddning av olika antal fordon med 22 kW i samtliga undersökta fall.

Resultat angående behovet av energiimporter från elnätet visar en väldigt tydlig trend. Ju bättre prognoser används, desto mindre elektricitet från elnätet behövs. Okontrollerad laddning ger klart minst tillfredsställande resultat vilket stämmer överens med resultaten som beskrevs tidigare i avsnitt 4.3.1 och stämmer väl överens med resultat som presenterades i avsnitt 4.2.4, Figur 28. För 22 kW laddare ökar mängden energi som importeras från elnätet från 10 700 kWh till nästan 43 000 kWh i fallet med okontrollerad laddning. Exempelvis för smart laddning med en AR(9) modell är denna ökning från 4 036 kWh till endast 25 800 kWh. Existensen av den stora skillnaden mellan okontrollerad laddning och simuleringarna med smart laddning är väl motiverad och icke överraskande. Vid okontrollerad laddning finns ingen styrning vars uppgift är att öka användningen av solel. Laddningen sker ineffektivt i relation till använd solel och el från elnätet. Däremot, när smart laddning används införs en typ av styrning som ska effektivisera användningen av solel och därmed minska behovet av att importera elektricitet från elnätet. Prognosernas kvalité spelar en tydlig roll i algoritmens prestanda eftersom ju mer exakta prognoser som tillhandahålls desto bättre kan laddningen matchas med produktionen vilket leder till att mindre el från nätet och mer solel används.

Behöver elektricitet från elnätet importeras innebär det att solelen kommer att utgöra mindre andel i den totala årliga mängden energi som levereras till bilarna. Detta har en påverkan på självförsörjningen.



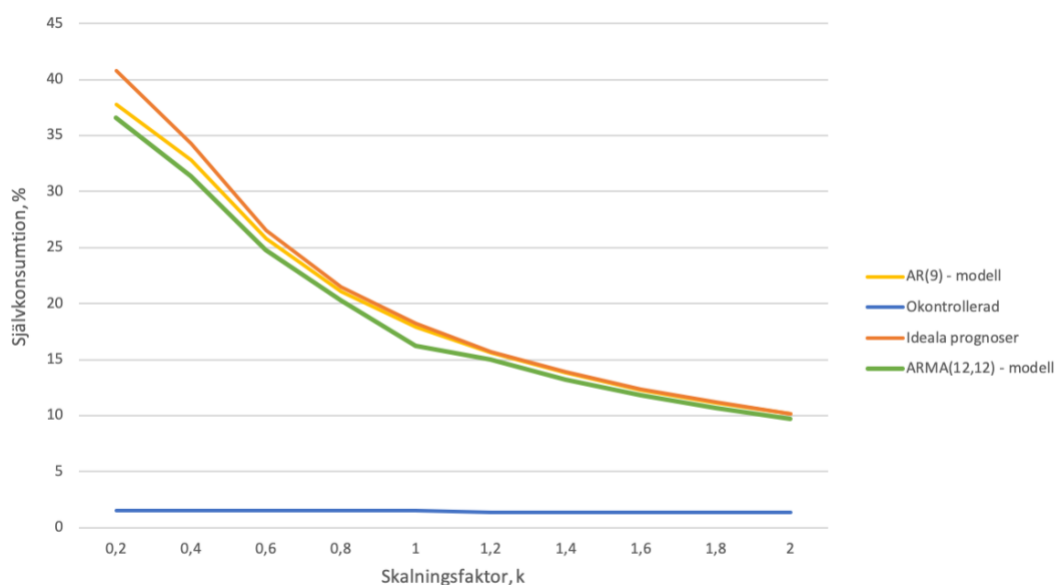
Figur 40. Självförsörjning vid laddning av olika antal fordon med 22 kW i samtliga undersökta fall.

Resultaten i Figur 40 visar återigen att okontrollerad laddning är underlägsen algoritmen för smart laddning som utvecklades i detta arbete. Okontrollerad laddning kan inte på något sätt resultera i tillfredsställande värden angående självförsörjning i jämförelse med resultat från simuleringarna med algoritmen. Här spelar återigen prognosernas exakthet roll men trots det, ger samtliga fall där smart laddning användes mycket bättre resultat. Det lägsta värdet för självförsörjning som kunde erhållas i fallet med 22 kW laddare var

39,5 % och åstadkoms i simuleringen av 50 bilar med prognoser från en ARMA(12,12) modell. Värdet för självförsörjningen i simuleringen av samma scenario men med okontrollerad laddning var 5,2 %. Självförsörjningen skiljer sig nästan med faktor åtta. Dessutom, som syns i både Figur 39 och 40 är skillnaden mellan fallet med ideala prognoser och prognoser från en AR(9) modell liten vilket för denna algoritm indikerar på att det förmodligen inte är nödvändigt att ta fram modeller som producerar mycket exakta prognoser.

4.4 Resultat från känslighetsanalysen

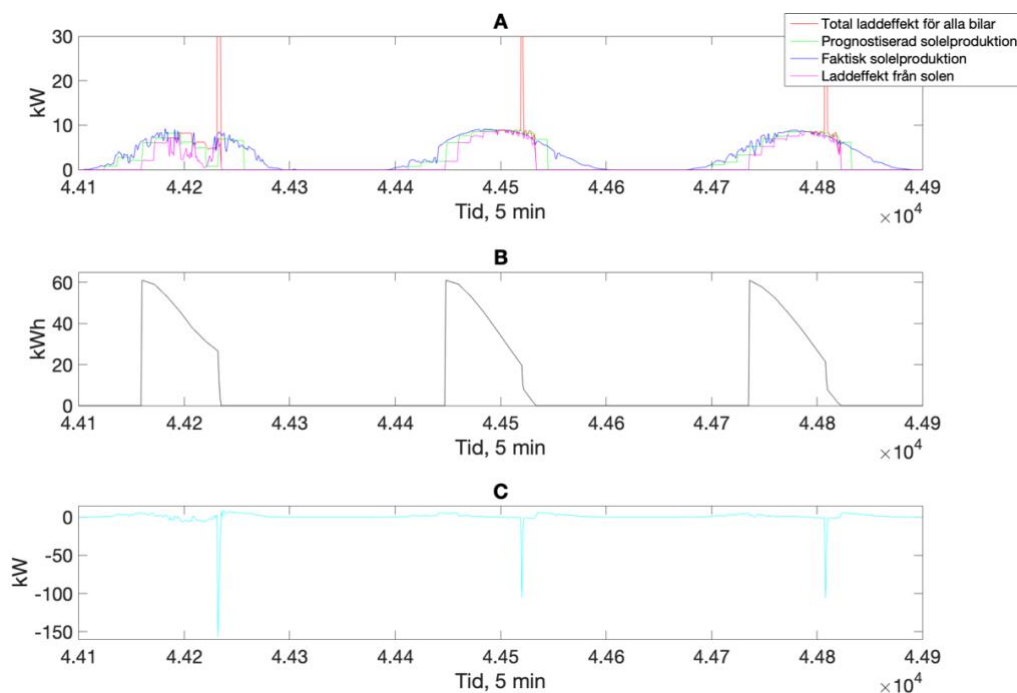
Nedan i figurerna 41, 44 och 45 presenteras hur självkonsumtionen, självförsörjningen samt behovet av att importera energi från elnätet påverkades av varierande mängd energi som producerades i solcellsanläggningen. De presenterade resultaten visar på hur känslig smartladdningsalgoritmen är för produktionsanläggningens storlek och kan även ge en vägledning i hur stor anläggningen måste vara för att på ett tillfredsställande sätt kunna ladda det önskade antalet bilar.



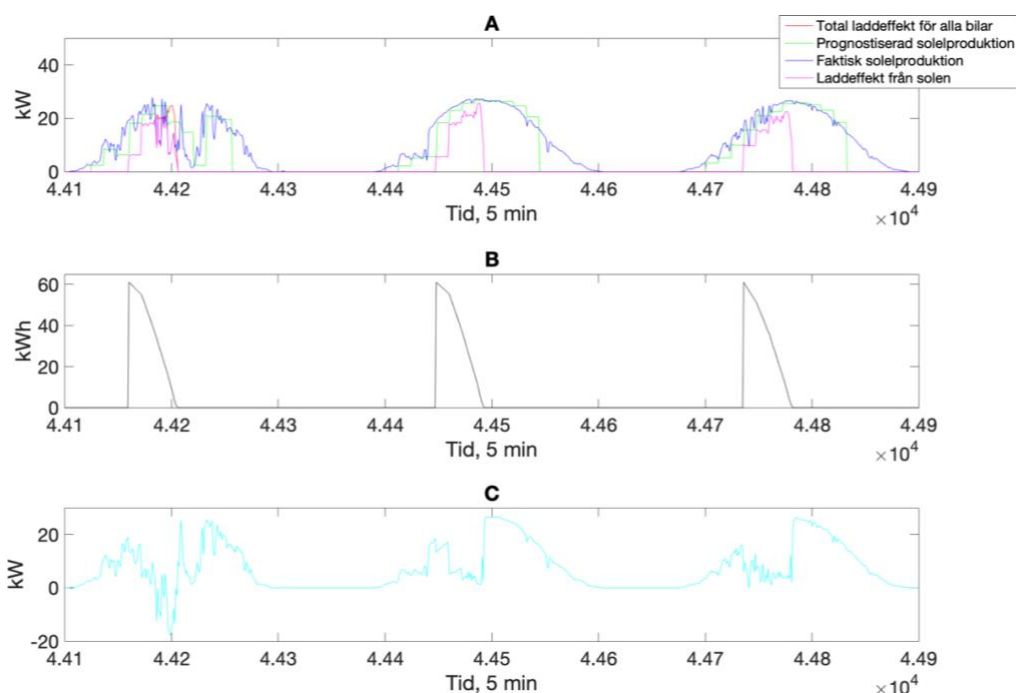
Figur 41. Självkonsumtionen vid laddning av 20 bilar med 22kW laddare i fyra olika fall där solelproduktionsdata modifierades med olika skalningsfaktorer k .

Som kan ses i Figur 41 är återigen den okontrollerade laddningen det minst effektiva sättet att ladda elbilarna på. Okontrollerad laddning är sämre än de övriga fallen för samtliga faktorer k . Dessutom sker det knappast någon förändring av självkonsumtionen i fallet med okontrollerad laddning. Detta beror på att tillväxten av konsumerad solenergi är direkt proportionell mot tillväxten av den totala producerade solenergin vilket generellt medför att relationen mellan dessa två inte förändras när k ökar. Konsekvenserna av detta är att storleken av solcellsanläggningen som delvis producerar solel för elbils-laddning inte har någon påverkan på självkonsumtionen av solel. För smart laddning är det annorlunda.

Som syns i Figur 41 minskar självkonsumtionen för samtliga fall av smart laddning exponentiellt när faktor k ökar. Anledningen till det kan vara att vid det konstanta laddbehovet som elbilarna har i denna analys spelar förändringar i produktionsskalan större roll när produktionen är relativt liten. Det innebär då att en eventuell expansion av produktionsanläggningen skulle ge större effekt. Vid mindre produktion har systemet svårare att styra laddningen på så sätt att den solelen som produceras också används. Faktumet är att det inte finns lika mycket spelrum att fördela laddningen på och bilarna kan inte laddas lika snabbt vilket gör att laddningen fördelas under längre tid över arbetsdagen. Algoritmen utnyttjar den solelen som går att använda vilket innebär att en stor del av energin som produceras används men eftersom behovet är stort relativt produktionen behöver också en stor del energi tas från elnätet vilket syns i Figur 45 nedan och kommer att diskuteras längre fram i denna analys. Det är anledningen till att självkonsumtionen är större då produktionen är mindre. Dock förändras detta succesivt då produktionen växer vilket syns då Figur 42 och 43 jämförs. Arealen under kurvan för laddeffekt från solen (rosa) utgör större del av solelproduktionen (blå) i Figur 42 än i Figur 43 vilket har en direkt påverkan på självkonsumtionen.

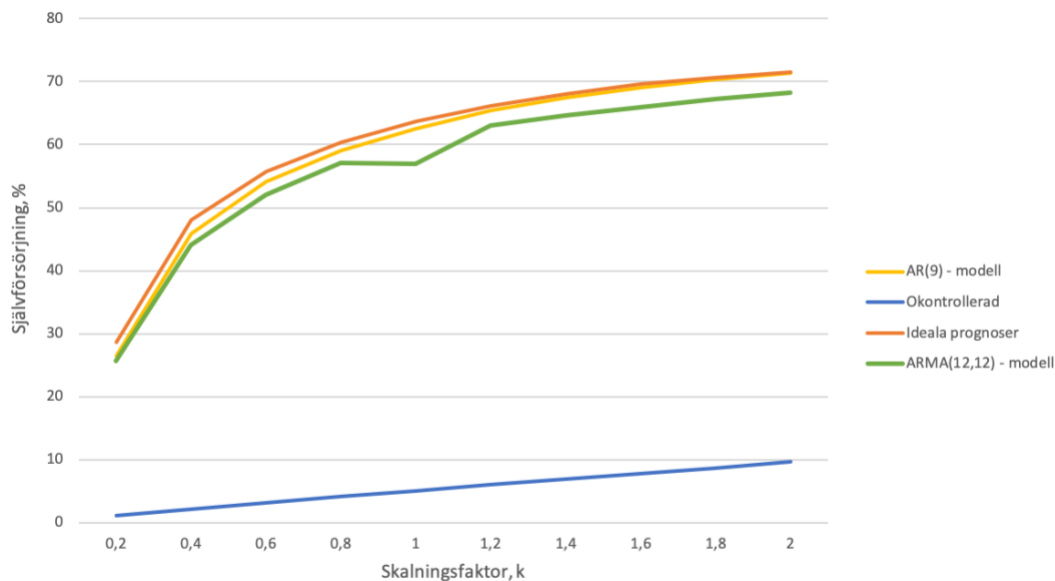


Figur 42. Resultat från smart laddning med prognoser från en AR(9) modell. Laddning av 20 bilar med 22 kW laddare och skalningsfaktor $k=0,2$ simulerades under tre exempeldagar i juni, dag 154-156. Delfigur A visar den totala laddeffekten för alla bilar (röd), den prognostiserade effekten (grön), den faktiska solelproduktionen (blå) samt totala laddeffekten från solen för alla bilar (rosa). Delfigur B visar hur laddbehovet förändras för alla bilar under de tre dagarna. Delfigur C visar effekutbytet mellan elbilarna, solcellsanläggningen samt elnätet.



Figur 43. Resultat från smart laddning med prognoser från en AR(9) modell. Laddning av 20 bilar med 22 kW laddare och skalningsfaktor $k=0,6$ simulerades under tre exempeldagar i juni, dag 154-156. Delfigur A visar den totala laddeffekten för alla bilar (röd), den prognostiserade effekten (grön), den faktiska solexproduktionen (blå) samt totala laddeffekten från solen för alla bilar (rosa). Delfigur B visar hur laddbehovet förändras för alla bilar under de tre dagarna. Delfigur C visar effektutbytet mellan elbilarna, solcellsanläggningen samt elnätet.

När k blir större har algoritmen i ökande grad lättare att fördela laddningen då mer energi och effekt finns tillgängligt. Dock växer inte den konsumerade energin lika snabbt som den producerade vilket medför att självkonsumtionen minskar med ökande k . Hastigheten med vilken självkonsumtionen minskar avtar ju större anläggning som simuleras. Detta kan bero på att mängden konsumerad solex växer snabbare i relation till produktionen vilket i sin tur kan bero på färre tillfällen där elektricitet från elnätet importerats, se Figur 46 – 47. Bilarna laddas långsammare men med större mängd solex då laddningen sprids mer över arbetsdagarna. I Figur 43 försvinner effekttopparna som finns i Figur 42. Många sådana tillfällen, kan leda till att självkonsumtionen avtar exponentiellt. Skulle skalningsfaktorn k öka ytterligare skulle självkonsumtionen minska långsammare och slutligen gå mot noll.

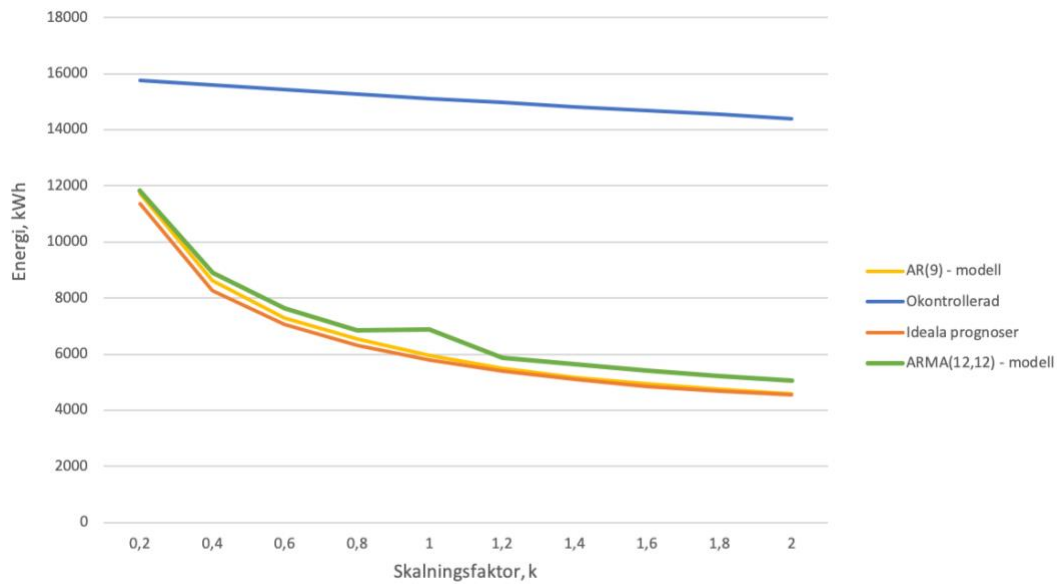


Figur 44. Självförsörjning vid laddning av 20 bilar med 22kW laddare i fyra olika fall där solexproduktionsdata modifierades med olika skalningsfaktorer k .

Självförsörjningen vid simuleringarna av smart laddning beter sig omvänt mot självkonsumtionen vilket också kunde observeras i tidigare resultat. Dessutom växer självförsörjningen vid simuleringen av okontrollerad laddning från ca. 1% till 10%. Tillväxten för samtliga fall beror på det enkla faktumet att ju mer energi som produceras, desto större del av det totala behovet som kan tillfredsställas med solex. I Figur 42 och 43, delfigur C ovan syns detta tydligt. Mängden energi som behöver importeras från elnätet minskar signifikant i Figur 43 då k ökar från 0,2 till 0,6 vilket också kan observeras i Figur 45 nedan. Nästintill hela behovet under dag 154 - 156 kan tillfredsställas med producerad solex till skillnad från fallet presenterad i Figur 42. Självförsörjningen vid fallet med okontrollerad laddning växer linjärt vilket beror på att laddningen är stationär i tiden och ju större k desto större del av laddningen täcks av den producerade solexen. Detta innebär att om k växer linjärt, kommer självförsörjningen vid okontrollerad laddning också växa linjärt. Detta resulterar också i den linjära minskningen av energiimporter från elnätet som syns i Figur 45 nedan.

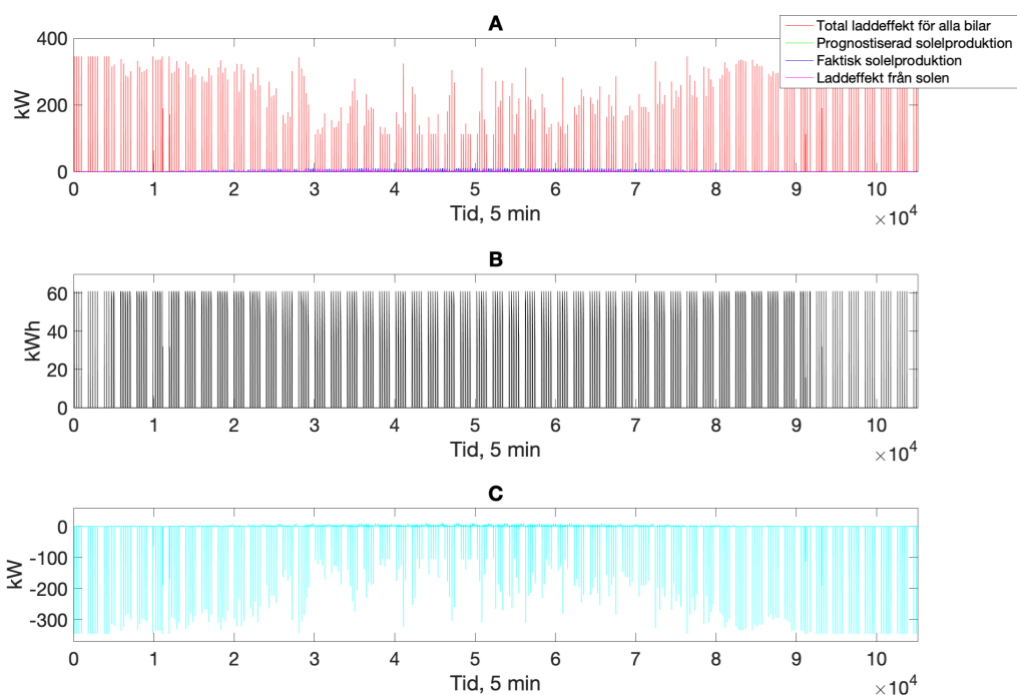
I de övriga fallen där smart laddning applicerades växer självförsörjningen logaritmiskt. När k är liten och det produceras relativt lite energi i en liten anläggning, måste en stor del av energin importeras från elnätet vilket syns i Figur 45 nedan. När k ökar succesivt, minskar mängden energi från elnätet som ersätts med energin som produceras i solcellsanläggningen. I början ersätts mycket energi och många tillfällen där den producerade elen inte räcker till försvinner, se Figur 46 – 47. Senare, vid större k ersätts allt mindre energi och hastigheten med vilken självförsörjningen ökar och energin från elnätet minskar avtar. Vid ytterligare ökning av k skulle ökningen av självförsörjningen avta helt och endast tillfällen under arbetstiden där solexproduktionen är noll skulle finnas kvar. Dessa tillfällen skulle då utgöra alla energiimporter som skulle behövas för att ladda bilarna och som inte går att ersätta med solex då denna vid dessa tillfällen är obefintlig

oavsett vad k är. Dessa tillfällen förekommer oftast i början och slutet på året då solinstrålningen är liten och syns i både Figur 46 och 47.

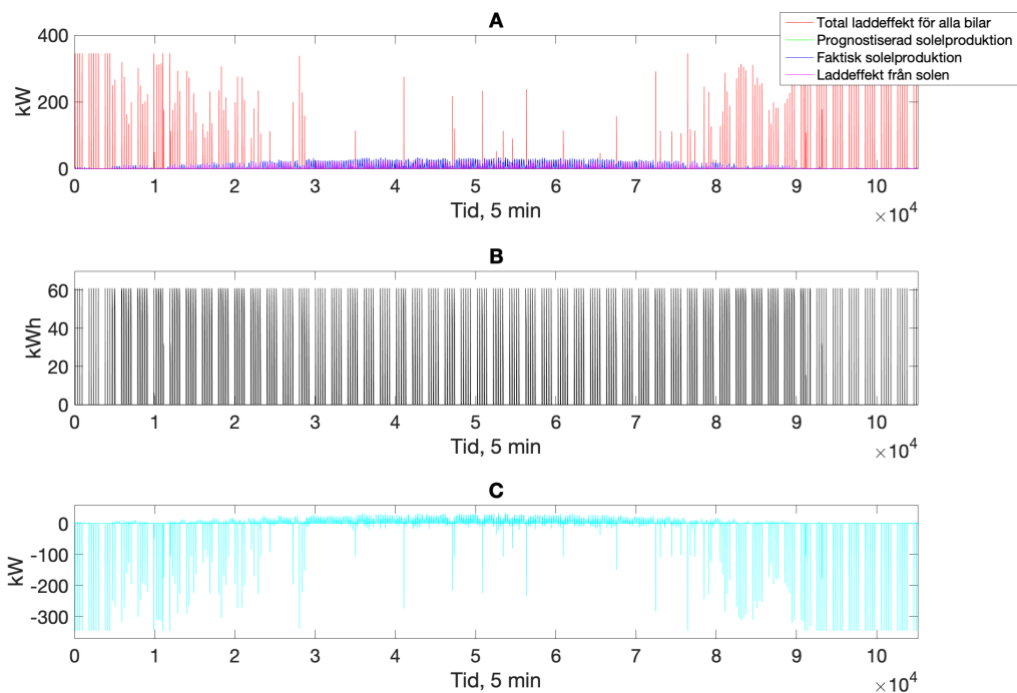


Figur 45. Energin som behövde importeras från elnätet vid laddning av 20 bilar med 22kW laddare i fyra olika fall där solelproduktionsdata modifierades med olika skalningsfaktorer k .

Nedan i Figur 46 – 47 syns hur antalet tillfällen där energi från elnätet behöver importeras minskar vilket bidrar till ökad självförsörjning och minskat behov av att importera elektricitet från elnätet då större anläggning simuleras, alltså när k ökar. I början och i slutet av året förekommer effektoppar som inte kan ersättas med solenergi oavsett k på grund av den nästintill obefintliga solinstrålningen.



Figur 46. Simulering av smart laddning med prognoser från en AR(9) modell med skalningsfaktor $k = 0,2$, 20 bilar och 22 kW laddare under ett helt år. Delfigur A visar den totala laddeffekten för alla bilar (röd), den prognostiserade effekten (grön), den faktiska solexproduktionen (blå) samt totala laddeffekten från solen för alla bilar (rosa). Delfigur B visar hur laddbehovet förändras för alla bilar under de tre dagarna. Delfigur C visar effekutbytet mellan elbilarna, solcellsanläggningen samt elnätet.



Figur 47. Simulering av smart laddning med prognoser från en AR(9) modell med skalningsfaktor $k = 0,6$, 20 bilar och 22 kW laddare under ett helt år. Delfigur A visar

den totala laddeffekten för alla bilar (röd), den prognostiserade effekten (grön), den faktiska solelproduktionen (blå) samt totala laddeffekten från solen för alla bilar (rosa).

Delfigur B visar hur laddbehovet förändras för alla bilar under de tre dagarna.

Delfigur C visar effekutbytet mellan elbilarna, solcellsanläggningen samt elnätet.

I figurerna symboliserar röda toppar tillfällen då den producerade effekten inte räcker till och effekt tas från elnätet. Det syns tydligt att dessa blir mycket färre i Figur 47 där $k = 0,6$ i jämförelse med Figur 46 där $k = 0,2$. När $k = 0,6$ är systemet självförsörjande i större grad och mindre beroende av elnätet vilket verifierar resultaten i Figur 44 och 45. Toppar i början och i slutet av året är oförändrade då solelproduktionen under dessa tider är nästintill noll på grund av den mycket låga solinstrålningen. Dessa förändras inte oavsett hur stort k som väljs och är anledningen till varför självförsörjningens tillväxt slutligen avtar helt och att denna aldrig kan bli 100%.

5. Diskussion

I detta avsnitt diskuteras och sammanfattas resultaten utifrån arbetets frågeställningar. Vidare tolkas resultaten och kopplas till tidigare studier som togs upp i detta arbete. Dessutom diskuteras implikationerna som de framtagna resultaten kan föra med sig i praktiken. Vidare diskuteras även felkällorna som existerar inom arbetet samt förslagen till förbättring och utveckling.

5.1 Sammanfattning av resultat med förhållande till frågeställningarna

Vilken självkonsumtion samt självförsörjning kan åstadkommas vid användningen av smartladdningsalgoritmen som baseras på prognostiserad solelproduktion?

De tidigare presenterade resultaten visar en ökning gällande självkonsumtionen av solel samt självförsörjningen när smart laddning med prognosticerad solelproduktion användes i jämförelse med fallet där okontrollerad laddning användes.

För samtliga undersökta fall där smart laddning användes och för samtliga laddare är medelvärdet av självkonsumtionen ca. 14,65% för 10 bilar. Detta medelvärde steg till ca. 36,04 % för 50 bilar. Dessa siffror motsvarar respektive 8 181 kWh och 20 125 kWh av solenergi som i snitt konsumerades av elbilarna under det simulerade året. För att sätta dessa siffror i sammanhang och ge dem ett tolkningsvärde måste de jämföras med okontrollerad laddning som är dagens standard när det gäller elbils-laddning. Motsvarande siffror för självkonsumtionen i fallet med okontrollerad laddning är 5,32% för 10 bilar och 10,74% för 50 bilar vilket översätts till 2971 kWh respektive 5997 kWh av årlig konsumerad solenergi. Detta medför att självkonsumtionen ökade i snitt med mellan 9,33 upp till 25,3 procentenheter när smart laddning infördes. Vi ser att skillnaden mellan dessa två laddningssätt är signifikant och att smartladdningsalgoritmen lyckades utnyttja en

mycket större andel av den producerade elektriciteten för att under varje arbetsdag ladda de parkerade elbilarna. Ökningen av självkonsumtionen är dessutom synlig oavsett hur många bilar som laddas vilket innebär att denna typ av laddning kan medföra fördelar i både stora och små parkeringar.

Medelvärde för självförsörjningen vid användning av smart laddning i samtliga fall och för samtliga laddare är ca. 66,97% för 10 bilar. Denna procentsats minskar till 44,55% för 50 bilar. Återigen måste dessa siffror sättas i perspektiv. Motsvarande siffror för självkonsumtionen i fallet med okontrollerad laddning visar sig vara ca. 24,32% respektive 13,27%. Ökningen av självförsörjningen i snitt var därmed 42,65 procentenheter för 10 bilar och 31,28 procentenheter för 50 bilar. Återigen har vi att göra med en stor ökning av parametern som ger en uppfattning om smartladdningsalgoritmens prestanda. I fallet med 10 bilar försörjdes i snitt över två tredjedelar av bilarnas behov med elektricitet som producerades i solcellsanläggningen. Även laddning av 50 bilar gav i snitt bra resultat då nästintill hälften av bilarnas behov försörjdes med sol.

Hur påverkar smart laddning baserad på prognostiserad solelproduktion självkonsumtionen när de undersökta fallen jämförs?

De tidigare presenterade och diskuterade resultaten visar en tydlig variation mellan de undersökta fallen när det gäller självkonsumtion. Resultaten varierar inte enbart mellan smart och okontrollerad laddning men varierar också mellan fallen av smart laddning där olika prognoser användes. Det kan konstateras att algoritmen gav bäst resultat vid användning av ideala prognoser. Dessa resultat är också de bästa som kan åstadkommas med denna algoritm. Dock, resultaten som erhöles från fallet då prognoserna genererades genom en AR(9) modell ligger väldigt nära de ideala. Detta är mycket positivt då det innebär att prognoserna inte nödvändigtvis måste vara helt perfekta för att med denna algoritm, kunna uppnå tillfredsställande resultat. I simuleringen med 22 kW laddare är skillnaden i självkonsumtionen mellan fallet med ideala prognoser och prognoser från en AR(9) modell endast 0,2 procentenheter. För 50 bilar är denna skillnad något större och uppgår till 1,7 procentenheter. Detta är överraskande små skillnader.

Resultat från simuleringarna där prognoser från en ARMA(12,12) modell användes presenterar signifikant sämre siffror än i de ovannämnda fallen. Orsaker till detta diskuterades tidigare.

Hur påverkar smart laddning baserad på prognostiserad solelproduktion självförsörjningen samt mängden energi som importeras från nätet när de undersökta fallen jämförs?

Samma förhållande som för självkonsumtionen gäller mellan de olika undersökta fallen för både självförsörjningen och mängden energi som tagits från elnätet. Fallet med ideala prognoser gav de bästa resultaten som kan åstadkommas med algoritmen. Här är dock dessa återigen inte långt ifrån resultaten från simuleringarna med en AR(9) modell. För samma scenario som tidigare, med 22 kW laddare är skillnaden i självkonsumtionen för

10 bilar ca. 0,7 procentenheter. För en parkering med 50 bilar blir denna skillnad 2,1 procentenheter. Det innebär att i fallet med en AR(9) modell behövde bilarna dra mellan 91,7 kWh och 948,4 kWh mer energi per år ifrån nätet än i fallet med ideala prognoser. För att sätta detta i perspektiv ökade mängden energi från elnätet vid okontrollerad laddning med 6 758,2 kWh upp till 18 474,7 kWh i jämförelse med fallet med ideala prognoser. Med hänsyn till hur mycket lägre självförsörjningen är för okontrollerad laddning och hur mycket mer energi som behövde tas från elnätet, är ökning av mängden energi från elnätet mellan fallen med ideala prognoser och prognoser från en AR(9) modell försumbar.

När det gäller ARMA(12,12) gav den även här sämre resultat än de övriga två fallen med smart laddning vilket också förklarades tidigare. Gällande okontrollerad laddning är det inte överraskande att denna gav absolut sämsta resultat för självförsörjning och mängden energi som togs från elnätet.

Hur påverkas självkonsumtionen, självförsörjningen samt mängden energi som dras från elnätet när solelproduktionen både skalas upp och ner i de undersökta fallen?

Resultaten från känslighetsanalysen visar att produktionsskalan har en signifikant betydelse för hur smartladdningsalgoritmen lyckas att allokera effekt för att effektivisera användningen av solel. Detta gäller två av de undersökta parametrarna, alltså självförsörjning samt energi från nätet. Påverkan som skalningsfaktorn har är speciellt synlig när det gäller små värden vilket i praktiken innebär att effektiviteten av mindre produktionsanläggningar förbättras och påverkas mer av eventuella expansioner. Ju större anläggning, desto mindre ökning av effektiviteten vid en eventuell expansion av anläggningen. Detta gäller dock en expansion av den installerade effekten utan att utöka antalet laddstationer. Utökas antalet laddstationer tillsammans med den installerade effekten, bibehålls den större ökningen av självförsörjningen som var aktuell för mindre anläggningar. Mindre anläggningar behöver alltså inte nödvändigtvis utöka omfattningen på laddinfrastrukturen för att höja självförsörjningen och minska elimporterna från nätet signifikant.

Som syntes innan i de presenterade resultaten är det annorlunda för självkonsumtionen. Självkonsumtionen minskar snabbare för mindre anläggningar och denna minskning planar av vid större anläggningar. Det innebär då att ju större anläggning, desto mindre andel solel kan konsumeras lokalt vilket implicerar större elexporter till nätet. Detta, som presenterades tidigare i avsnitt 2.7, är problematiskt för nätets hållbarhet. För en projektör innebär det då att utforma systemet, alltså både solcellsanläggningen samt laddinfrastrukturen på ett sådant sätt att högsta möjliga självkonsumtion och självförsörjning uppnås, alltså då dessa två kurvor korsar varandra. Systemet måste utformas adekvat till behovet. I fallet som undersöktes i känslighetsanalysen, alltså med 20 bilar och 22 kW laddare uppnåddes den högsta självkonsumtionen och den högsta självförsörjningen då anläggningen producerade ca. 32% av vad den producerade i verkligheten. Optimala självkonsumtionen och självförsörjningen som uppnåddes då var

ca. 34% - 38% beroende på vilka prognoser som användes. Skulle antalet bilar öka skulle dessa siffror se annorlunda ut och förmodligen vara högre generellt eftersom större produktion krävs för att försörja fler bilar.

Generellt för frågeställningarna

Det kan därmed konstateras att med hänsyn till resultaten, är användningen av en AR modell för framtagning av prognoser på solelproduktionen fullständigt tillräckligt för den presenterade smartladdningsalgoritmen. Detta eftersom resultaten för självkonsumtionen, självförsörjningen samt energin som tagits från elnätet är väldigt nära de ideala. Med detta menas däremot inte att enkla AR modeller som i detta fall fungerar bra, är tillräckliga för mer avancerade smartladdningssystem och algoritmer. Vidare visar resultaten mycket tydligt på att den framtagna algoritmen för smart laddning med prognostiserad solelproduktion lyckas med att styra och fördela laddeffekten på så sätt att både större andel solel konsumeras samt att större del av laddningsbehovet försörjs med solel vilket i sin tur implicerar minskade elimporter. Detta är aktuellt för alla simulerade laddare och antal bilar. Det visar sig att en av de stora orsakerna till detta är att bilarna laddar långsammare när smart laddning appliceras och behovet sträcks ut över dagen vilket ger chans till att utnyttja mer solel. Detta i jämförelse med okontrollerad laddning som är det vanligaste sättet dagens elfordon laddar på.

Det är också värt att tillägga att faktumet att laddningen följer prognosernas profil, implicerar att algoritmen är särskilt effektivt under molniga dagar då stor variation i solelproduktionen kan observeras. Istället för att energi från elnätet tas så fort som solelproduktionen minskar, minskar systemet laddeffekten. När solelproduktionen ökar igen, ökar laddeffekten. På detta sätt laddas bilarna samtidigt som energiimporter undviks vilket höjer självförsörjningen och självkonsumtionen. Denna effekt kan ej uppnås utan smart laddning.

5.2 Övrig diskussion

Som kan tydligt ses, lyckas den framtagna algoritmen att fånga åtminstone en del av synergien som bör existera mellan elbilsladdningen och solelproduktionen. I synnerhet ökar synergien markant i jämförelse med okontrollerad laddning där denna lyser med sin frånvaro. Utformningen av algoritmen passar därmed mycket väl in i en del av det ramverket som föreslagits av Hoarau och Perez (2018). En av deras strategiska mål, som presenterades i avsnitt 2.8.1 och som smartladdningsalgoritmen uppfyller är energieffektivitetsmålet. Detta eftersom systemet höjer självkonsumtionen och minskar elimporterna från elnätet vilket också implicerar ökad självförsörjning. Det kan vidare diskuteras om systemet uppfyller även ett annat mål som definierats av Hoarau och Perez (2018). Detta mål handlar nämligen om att utforma ett system på ett sådant sätt att denna bidrar till att minska en aktörs energikostnader (Hoarau och Perez, 2018). Även om det inte var målet med arbetet och algoritmen, kan detta mål uppfyllas indirekt. I och med att det framtagna systemet minskar elimporterna och ökar självförsörjningen kan det antas att mindre el behöver köpas in. Detta kan i sin tur relateras till en studie genomförd av

Van der Meer m.fl. (2016) där ett smart laddningssystem tagits fram med målet att reducera energikostnaderna för laddningen. Genom att minska effektutbytet med elnätet och öka självkonsumtionen lyckades författarna minska elkostnaderna signifikant (Van der Meer m.fl. 2016). Algoritmen som tagits fram i detta arbete gör något liknande, som dessutom syns i resultaten, vilket implicerar att denna också har potential till att minska energikostnaderna för elbilsladdningen. Däremot är det oklart hur mycket en investering i ett sådant system med billaddare och solcellspaneler mm. skulle kosta samt hur lång tid det skulle ta innan systemet betalat av sig och skulle börja bli lönsamt. Svaret på denna fråga lämnas åt framtida studier.

Algoritmen kan också bidra till att minska kostnaderna för elnätshanteringen hos leverantören. Enligt Hoarau och Perez (2018) ökar kostnaderna med ökad penetration av solceller och elfordon då svårigheterna i att balansera elnätet blir mer påtagliga. Eftersom smartladdningsalgoritmen minskar elbilarnas och solcellernas interaktion med elnätet genom att ladda bilarna med mera solex, mildras svårigheterna med nätbalanseringen vilket medför fördelar för elleverantörerna.

Förekomsten av fördelar i och med den presenterade smartladdningsalgoritmen syns även när det gäller enskilda elbilsägare. Enligt Garcia-Villalobos m.fl. (2014) är passiva laddnings-strategier problematiska då dessa kräver användarnas engagemang. Den framtagna algoritmen eliminerar denna faktor och laddningen sker automatiskt. Hela tankeverksamheten och beslutstagandet lämnas åt systemet. Användaren avlastas från ansvaret att ladda sin bil vid rätt tidpunkt för att överhuvudtaget ta del av fördelarna. Dessutom, faktumet att laddningen sker på en arbetsplats minskar risken till att elbilsägaren har behov av att ladda sin bil hemma då ingen solex produceras. I sin tur skulle detta skapa en belastning då laddningen skulle ske med el från nätet. Det finns studier som behandlar hemmaladdning, som den tidigare nämnda studien genomförd av Fachrizal och Munkhammar (2019). I studien lyckas författarna höja självkonsumtionen och självförsörjningen med upp till 8,8% respektive 6,6% genom att smart hemmaladdning införs (Fachrizal och Munkhammar, 2019). Dessa resultat skiljer sig markant från de som lyckades åstadkommas i detta arbete. Den huvudsakliga anledningen till detta är att denna studie och studien genomförd av Fachrizal och Munkhammar (2019) omfattar två olika miljöer och infrastrukturer. Den miljön som deras studie omfattar är privata bostäder vilket enligt själva författarna är en stor begränsning. Miljön som detta arbete omfattar är en arbetsplats där människor och bilar är närvarande mellan kl. 8-16, fem dagar i veckan. I och med detta medför arbetsplatsladdning en stor förenkling och en potential till hög självkonsumtion och självförsörjning. Under denna tid produceras mest solex som är tillgänglig för bilarna. Därav den stora skillnaden i resultat mellan studien genomförd av Fachrizal och Munkhammar (2019) och detta arbete. Skillnaden demonstrerar på sitt sätt att arbetsplatsladdning har större potential till att avlasta elnätet från de negativa effekterna som solexproduktion och elbilsladdning kan innebära. Dock kan man anta att alla arbetsplatser inte är anpassade för solcellsanläggningar och laddinfrastruktur. I framtiden kommer laddningen därför inte endast ske på arbetsplatser vilket medför att smart hemmaladdning är ett mycket viktigt forskningsområde.

Typen av lösningar som detta arbete handlar om som försöker knyta ihop solelproduktionen med elbilsladdningen är mycket viktiga ur dagens synpunkt och blir allt mer viktiga och eftersträvade. Detta med tanke på den tillväxten som sker inom både solelproduktionen och elbilsflottan men också de allt mer påtagliga problemen med effektbrist som enligt Svenska kraftnät (2018) redan förekommer. Att införa lösningar som använder sig av solel för att tillfredsställa lokala behov avlastar elnätet både när det gäller momentan last men också överflödigt kraftöverföring till nätet. I och med elfordon och solceller har vi både skapat en efterfrågan men också ett utbud. Smart laddning kan se till att dessa fungerar bra ihop och uppfyller varandra. Sådana lösningar är därför ett viktigt steg som ökar elnätets hållbarhet när fler förnybara produktionsanläggningar införs i det svenska elkraftssystemet. Den framtagna algoritmens funktion, ämnar till att bidra till detta och från vad som syns i resultaten, lyckas göra det på ett bra sätt.

5.3 Felkällor och förslag till förbättring

Vid insamlingen av informationen angående elbilar som simulerades i detta arbete exkluderades bilar som är Plug-in hybrider. Dessa förekommer väldigt ofta i dagens samhälle och inkluderingen av dessa skulle skapa en mer realistisk bild av vilka fordon som kan stå parkerade utanför arbetsplatsen. Detta skulle dock kräva ett annat angreppssätt gällande laddningen vilket också var orsaken till att de inte togs med.

Vid beräkningen av elbilarnas laddningsbehov samt vid själva laddningen togs endast hänsyn till bilarnas körda sträcka samt deras medelkonsumtion. Parametrar som maximal laddeffekt eller storleken på batteriet utelämnades. Detta innebär att det inte finns någon begränsning på hur snabbt varje bil kan ladda även om en sådan begränsning finns i verkligheten och skiljer sig mellan de simulerade bilarna. Frånvaron av dessa parametrar bidrar till att en förenklad och teoretisk bild av laddningen skapas vilket kan mer eller mindre skilja sig från verkligheten. Inkluderingen av dessa skulle sannolikt förlänga laddningen för samtliga eller för vissa av de simulerade bilarna vilket i sin tur skulle kunna bidra till att självkonsumtionen skulle öka ytterligare. Framförallt i fallet med okontrollerad laddning skulle samtliga resultat se bättre ut.

En annan källa till fel kan antas vara det modifierade datasättet med solelproduktionen. Eftersom tekniska fel uppstod vid anläggningen under år 2019, är det svårt och veta hur produktionen har sett ut under dessa tidsintervall. Att ersätta dessa med data från andra perioder under året som i detta arbete genomförts, är inte optimalt och kan avvika från den verkliga produktionen som skedde under dessa stunder. Detta bidrar till att de erhållna prognoserna och sedan resultaten kan, till en viss grad, visa en skev bild av verkligheten. Ett sätt att förbättra detta är att istället beräkna solelproduktionen genom att solinstrålningssdata samt solcellernas yta och verkningsgrad används. Vidare kan det saknade datat ersättas med den beräknade istället för att använda data från samma dataset.

Användningen av slumpfunktionen i MATLAB för val av bilmodeller kan medföra en viss felaktighet när det gäller hur fördelningen av bilmodellerna ser ut i samhället. Vissa bilar som användes i arbetet är helt klart mer populära än andra vilket medför en slags

normalfördelning. Det kan sägas att i arbetet antas det att alla bilar är lika populära eftersom de valdes ut med samma sannolikhet. I verkligheten borde sannolikheten att en viss populär bilmodell parkeras utanför arbetsplatsen vara större än att en mindre populär bil anländer. Skulle detta implementeras skulle det återskapa en mer realistisk bild av bilarnas laddningsbehov. En förbättring skulle innebära ersättning av slumpfunktionen med en funktion som väljer ut bilar i enlighet med t.ex. en normalfördelning som uppsättningen av bilarna följer.

Faktumet att hela laddningsbehovet inte kunde tillfredsställas vid simuleringarna av 40-50 bilar med 3,7 kW laddare kan betraktas som en felkälla. Å andra sidan, som nämnt tidigare, kan det bidra med insikt att större parkeringar kräver större laddare i fallet med denna smartladdningsalgoritm då bilarna delar på producerad effekt. Lösningen på detta skulle kunna vara att utöka den tiden under vilken algoritmen har möjlighet att stänga av smart laddning om produktionen är otillräcklig. Det skulle bidra till att bilarna skulle kunna ladda med full effekt under längre tid då produktionen är för liten. I sin tur skulle detta medföra något sämre resultat.

Avslutningsvis är det värt att nämna att ingen hänsyn togs till kringliggande infrastruktur. Med detta menas att alla nätanslutningar, elektriska komponenter samt deras specifikationer utelämnades vilket medför att deras maximala kapaciteter inte togs med i beräkningarna. Alla ledningar och komponenter har en viss maximal kapacitet som de kan överföra. I simuleringarna är denna kapacitet obegränsad och obegränsat många bilar kan laddas med obegränsat kraftfulla laddare. I verkligheten finns sådana begränsningar vilket bidrar till att simuleringarna av framförallt många bilar med 43 kW laddare kan tas med en nypa salt och kan antas generera rent teoretiska resultat. Simuleringarna har dock en utvecklingspotential och sådana begränsningar kan införas.

6. Slutsatser

Sammanfattningsvis lyckas den framtagna smartladdningsalgoritmen att ladda elbilarna så att både självkonsumtionen och självförsörjningen ökar vilket implicerar att mindre energi från elnätet behövs. Ökningen är aktuell för alla simulerade laddare och antal bilar. Detta innebär att algoritmen bidrar till att minska effektutbytet mellan elnätet, solcellsanläggningen samt de laddande fordonen vilket medför att många problem förenade med elbils-laddning och solelproduktion kan mildras eller helt undvikas. Resultaten visar att smartladdningsalgoritmen kan höja självkonsumtionen och självförsörjningen med mellan 9,33 upp till 25,30 procentenheter respektive 42,65 - 31,28 procentenheter för 10 – 50 bilar i jämförelse med okontrollerad laddning.

När självkonsumtionen, självförsörjningen och mängden energi från elnätet i samtliga fall jämfördes, alltså smart laddning med AR och ARMA modeller, ideala prognoser samt okontrollerad laddning visade det sig att systemet producerade bästa resultat när ideala prognoser användes. När prognoser från AR(9) modellen användes producerades resultat

som var väldigt nära de ideala och skiljde sig med upp till 2 procentenheter för både självkonsumtionen och självförsörjningen. Resultaten från ARMA(12,12) modellen gav sämre resultat för samtliga parametrar och i samtliga fall. Detta bidrar till slutsatsen att AR(9) modellen är fullständigt tillräcklig för produktion av prognoser som vidare bidrar till smartladdningsalgoritmens goda prestanda.

Resultaten från känslighetsanalysen visar ett klart samband mellan solcellsanläggningens storlek och smartladdningsalgoritmens prestanda. De observerade resultaten visar ett omvänt samband mellan självkonsumtionen och självförsörjningen där självkonsumtionen minskar och självförsörjningen ökar med ökad produktion, alltså ökad skalningsfaktor k . Det visar sig att små anläggningar, små k , kan vara mer fördelaktiga vid en expansion inom produktionen än större anläggningar när det gäller självförsörjning då denna ökar snabbare för mindre skalningsfaktorer k . Vid en eventuell expansion, ökning av k , minskar dock självkonsumtionen snabbare för små anläggningar, dvs. för mindre k , än för stora. Detta bidrar till slutsatsen att det är fördelaktigt att hitta en gemensam nämnare mellan självkonsumtionen och självförsörjningen så att optimala värden på dessa uppnås.

7. Förslag till framtida studier

Under tiden då arbetet genomfördes uppmärksammades flera intressanta punkter som inte hann tas med inom ramen av detta arbete men som skulle kunna ses som förslag till och behandlas av framtida arbeten.

- Undersöka även hur arbetsplatsens lastprofil påverkas av smarta laddningen med prognostiserad solexproduktion.
- Studera medvetenheten kring elbilar, solceller samt smart laddning på arbetsplatser och undersöka till hur stor del de ansvariga skulle vara villiga att implementera den typen av infrastruktur på sin arbetsplats.
- Även undersöka elbilsägarnas inställning till arbetsplatsladdning mot hemmaladdning.
- Studera elbilarnas påverkan på nätkomponenterna år 2030 då antalet elfordon prognostiseras till att vara 2,5 miljoner samt vid storskalig nationell solexproduktion. Detta i förslagsvis två fall där laddningen sker på ett okontrollerat sätt samt med smart laddning.

Referenser

Litterära samt internetbaserade källor

Bergström, Henrik (2019). *Effektbrist eller kapacitetsbrist – eller både och? Vi reder ut begreppen*. Ellevio.

Tillgänglig online: <https://www.ellevio.se/om-oss/Pressrum/newsroom/2019/mars/effektbrist-eller-kapacitetsbrist--eller-bade-och-vi-reder-ut-begreppen/>. (2020-01-22)

Carlsson, Bengt. Samuelsson, Pär. 2017. *Modellering av Dynamiska system - 2017*.

E.ON (2020), *Kapacitetsbrist i elnätet*.

Tillgänglig online: <https://www.eon.se/om-e-on/kapacitetsbristen>. (2020-05-23)

IEA PVPS (2019), *EIA PVPS Snapshot Report 2019*.

Tillgänglig online: https://iea-pvps.org/wp-content/uploads/2020/01/Press_Release_T1_15042019_-_Snapshot.pdf. (2020-02-04)

Energimarknadsbyrån (2020), *Normal elförbrukning och elkostnad för villa*.

Tillgänglig online: <https://www.energimarknadsbyran.se/el/dina-avtal-och-kostnader/elkostnader/elforbrukning/normal-elforbrukning-och-elkostnad-for-villa/>. (2020-01-23)

Energimyndigheten (2019A), *Energiläget 2019: En översikt*, ISSN 1404-3343, Energimyndigheten: Stockholm.

Energimyndigheten (2019B), *Solceller*.

Tillgänglig online: <https://www.energimyndigheten.se/fornybart/solenergi/solceller/>. (2020-02-06)

Energimyndigheten (2016), *Transport*.

Tillgänglig online: <https://www.energimyndigheten.se/statistik/transport/>. (2020-01-22)

Fachrizal, Reza. Munkhammar, Joakim. 2019. *Increasing the photovoltaic self-consumption and reducing peak loads in residential buildings with electric vehicle smart charging*. Division of Civil Engineering and Built Environment Department of Engineering Sciences, Uppsala University.

Finansdepartementet (2019), *Sverige ska bli ett fossilfritt välfärdsland*. Regeringskansliet.

Tillgänglig online: <https://www.regeringen.se/artiklar/2018/04/sverige-ska-bli-ett-fossilfritt-valfardsland/>. (2019-01-21)

Garcia-Villalobos, J. Zamora, I. San Martin, J.I. Asensio, F.J. Aperribay, V. 2014. *Plug-in electric vehicles in electric distribution networks: A review of smart charging approaches*. Renewable and Sustainable Energy Reviews 38 (2014): 717-731.

Hoarau, Quentin. Perez, Yannick. 2018. *Interactions between electric mobility and photovoltaic generation: A review*. Renewable and Sustainable Energy Reviews 94 (2018): 510-522.

Holmström, Christian. (2019), *Elanvändning per sektor – utveckling*. Ekonomifakta.

Tillgänglig online: <https://www.ekonomifakta.se/Fakta/Energi/Energibalans-i-Sverige/Elanvandning-utveckling/>. (2020-01-22)

Holmström, Christian (2020), *Elbrist*. Ekonomifakta.

Tillgänglig online: <https://www.ekonomifakta.se/Fakta/Energi/Energibalans-i-Sverige/elbrist/>. (2020-01-23)

Jämtkraft (2019), *Så fungerar elnätet*.

Tillgänglig online: <https://www.jamtkraft.se/privat/elnat/om-elnatet/sa-fungerar-elnatet/>. (2020-01-22)

Karlsson, Daniel. Nordling, Anna (2016), *Svängmassa i elsystemet: En underlagsstudie*, ISBN: 978-91-7082-929-1, Kungliga Ingenjörsvetenskapsakademien (IVA): Stockholm.

Kulin, Daniel. Andersson, Alexandra (2018), *Elbilsläget 2018*. Power Circle.

Tillgänglig online: <https://infogram.com/elbilslaget-2018-1h1749rjvkrq4zj?live>. (2020-01-23)

Lindahl, Johan (2016), *National Survey Report of PV Power Applications in Sweden 2016*. Energimyndigheten.

Tillgänglig online:

https://www.energimyndigheten.se/globalassets/fornybart/solenergi/national_survey_report_of_pv_power_applications_in_sweden_-_2016.pdf. (2020-02-06)

Lindholm, Kalle (2018), *Elanvändning*. Energiföretagen.

Tillgänglig online: <https://www.energiforetagen.se/sa-fungerar-det/elsystemet/energibranschen-viktig-for-svensk-ekonomi/elanvandning/>. (2020-01-21)

Luo, Yu. Shi, Yixiang. Zheng, Yi. Gang, Zhongxue. Cai, Ningsheng. 2017. *Mutual information for evaluating renewable power penetration impacts in a distributed generation system*. Energy (141): 290-303

Luthander, Rasmus. Shepero, Mahmoud. Munkhammar, Joakim. Widén, Joakim. 2019. *Photovoltaics and opportunistic electric vehicle charging in the power system – a case study on a Swedish distribution grid*. IET Renewable Power Generation 13 (5): 710-716.

Matulka, Rebecca (2014), *The History of the Electric Car*. U.S Department of Energy.

Tillgänglig online: <https://www.energy.gov/articles/history-electric-car>. (2020-01-30)

Munkhammar, Joakim. Grahn, Pia. Widén, Joakim. 2013. *Quantifying self-consumption of on-site photovoltaic power generation in households with electric vehicle home charging*. Built Environment Energy Systems Group, Department of Engineering Sciences, Uppsala University.

Naturvårdsverket (2018), *Förslag till en långsiktig klimatstrategi för Sverige i enlighet med Parisavtalet*.

Tillgänglig online: <https://www.naturvardsverket.se/upload/miljoarbete-i-samhallat/miljoarbete-i-sverige/regeringsuppdrag/2018/redovisn-ru-Longsiktig-klimatstrategi-forslag-Sverige-Parisavtalet-20180427.pdf>. (2020-03-30)

Nour, Morsy. Said, Sayed M. Ali, Abdelfatah. Farkas, Csaba. 2019. *Smart Charging of Electric Vehicles According to Electricity Price*. 2019 International Conference of Innovative Trends in Computer Engineering.

Office of Energy Efficiency & Renewable Energy (2020), *Electric Vehicle Basics*. U.S Department of Energy.

Tillgänglig online: <https://www.energy.gov/eere/electricvehicles/electric-vehicle-basics>. (2020-01-30)

Power Circle (2020A), *Laddbara bilar i Sverige*.

Tillgänglig online: <https://www.elbilsstatistik.se/elbilsstatistik>. (2020-01-23)

Power Circle (2020B), *Samlad batterikapacitet*.

Tillgänglig online: <https://www.elbilsstatistik.se/elbilsstatistik>. (2020-01-23)

Power Circle (2020C), *Topp 10 Laddbara Bilar*.

Tillgänglig online: <https://www.elbilsstatistik.se/elbilsstatistik>. (2020-01-30)

Power Circle (2020D), *Laddpunkter i Sverige 2015 - 2019*.

Tillgänglig online: <https://www.elbilsstatistik.se/laddinfrastruktur>. (2020-01-31)

Power Circle (2020E), *Effektutbud*.

Tillgänglig online: <https://www.elbilsstatistik.se/laddinfrastruktur>. (2020-01-31)

Power Circle (2020F), *Laddinfrastruktur i Sverige*.

Tillgänglig online: <http://emobility.se/start sida/laddinfrastruktur/laddinfrastruktur-sverige/>. (2020-01-31)

SMHI (2017), *Solstrålning*.

Tillgänglig online: <http://www.smhi.se/kunskapsbanken/meteorologi/solstralning-1.4186>. (2020-02-11)

Smith, Maria (2019), *Parisavtalet. Naturvårdsverket*.

Tillgänglig online: <https://www.naturvardsverket.se/Miljoarbete-i-samhallet/EU-och-internationellt/Internationellt-miljoarbete/miljokonventioner/Klimatkonventionen/Parisavtalet/>. (2020-03-30)

STUNS Energi (2020), *Om oss*.

Tillgänglig online: <https://stunsenergi.se/#>. (2020-03-18)

Svenska Kraftnät (SvK) (2019A), *Kontrollrummet*.

Tillgänglig online: <https://www.svk.se/drift-av-stamnatet/kontrollrummet/>. (2020-01-21)

Svenska Kraftnät (SvK) (2019B), *Drift och elmarknad*.

Tillgänglig online: <https://www.svk.se/drift-av-stamnatet/drift-och-elmarknad/>. (2020-01-22)

Svenska Kraftnät (SvK) (2018), *Kraftbalansen på den svenska elmarknaden, rapport 2018*.

Tillgänglig online: <https://www.svk.se/siteassets/om-oss/rapporter/2018/kraftbalansen-pa-den-svenska-elmarknaden-rapport-2018.pdf>. (2020-01-22)

Trafikanalys (2017), *Resevanor*.

Tillgänglig online: <https://www.trafa.se/kommunikationsvanor/RVU-Sverige/>. (2020-03-06)

Trafikverket (2018), *Mål och inriktning på klimatarbetet*.

Tillgänglig online: <https://www.trafikverket.se/for-dig-i-branschen/miljo---for-dig-i-branschen/energi-och-klimat/Klimatmal-for-transportsektorn/>. (2020-01-23)

Van der Kam, Mart. Van Sark, Wilfried. 2015. *Smart charging of electric vehicles with photovoltaic power and vehicle-to-grid technology in a microgrid; a case study*. Applied Energy 152(2015): 20-30.

- Van der Meer, Dennis. Morales-Espana, German. Ram Chandra Mouli, Gautham. Ramirez-Elizondo, Laura. 2016. *Energy Management System with PV Power Forecast to Optimally Charge EVs at the Workplace*. IEEE Transactions on Industrial Informatics 14 (1): 311-320.
- Van der Meer, Dennis. Widén, Joakim. Munkhammar, Joakim. 2018. *Review on probabilistic forecasting of photovoltaic power production and electricity consumption*. Renewable and Sustainable Energy Reviews 81 (2018): 1484-1512.
- Vattenfall (2020), *Hur fungerar solceller?*
Tillgänglig online: <https://www.vattenfall.se/solceller/hur-fungerar-solceller/>. (2020-02-05)
- Widén, Joakim. Wäckelgård, Ewa. Paatero, Jukka. Lund, Peter. 2010. *Impacts of distributed photovoltaics on network voltages: Stochastic simulations of three Swedish low-voltage distribution grids*. Electric Power Systems Research 80 (2010): 1562-1571.
- Wirth, Harry (2020), *Recent Facts about Photovoltaics in Germany*. Fraunhofer Institute for Solar Energy Systems ISE.

Datakällor

- STUNS Energi. 2020. Solelproduktion från år 2018 samt 2019 vid anläggningen på hus F15 - Förlossningsbyggnaden Akademiska sjukhuset (A1157_AS3) i Uppsala.
- Trafikanalys. 2020. *RVU Sverige 2011-2016*. Data på körsträckor som Sveriges befolkning har till sina respektive arbetsplatser.
- Electric Vehicle Database, (2020).
Tillgänglig online: <https://ev-database.org>. (2020-03-06)
- Laddaelbilen (2020).
Tillgänglig online: <http://www.laddaelbilen.se/>. (2020-03-06)

Appendix

Uppsättning av 10 bilmodeller, medelkonsumtioner samt körsträckor som användes i simuleringarna.

Bilmodell	Medelkonsumtion	Distans
Tesla Model 3	15.1 kWh/100km	40 km
Kia E-Niro	16.78 kWh/100km	10 km
Renault Kangoo Z.E	16.5 kWh/100km	20 km
Tesla Model X	36.00 kWh/100km	17 km
Kia E-Niro	16.78 kWh/100km	80 km
Tesla Model X	36.00 kWh/100km	4 km
Tesla Model S	18.8 kWh/100km	5 km
Renault Kangoo Z.E	16.5 kWh/100km	20 km
Tesla Model 3	15.1 kWh/100km	24 km
Nissan Leaf	17.34 kWh/100km	40 km

Uppsättning av 20 bilmodeller, medelkonsumtioner samt körsträckor som användes i simuleringarna.

Bilmodell	Medelkonsumtion	Distans
Tesla Model X	36.00 kWh/100km	18 km
BMW i3	14.3 kWh/100km	28.5 km
Renault Zoe	14.6 kWh/100km	5 km
Tesla Model S	18.8 kWh/100km	35 km
Nissan Leaf	17.34 kWh/100km	45 km
Renault Zoe	14.6 kWh/100km	25 km
Nissan E-NV200	20.00 kWh/100km	7 km
Renault Kangoo Z.E	16.5 kWh/100km	2 km
Nissan E-NV200	20.00 kWh/100km	30 km
Tesla Model S	18.8 kWh/100km	15 km
Tesla Model 3	15.1 kWh/100km	14 km
Renault Kangoo Z.E	16.5 kWh/100km	9 km
Tesla Model S	18.8 kWh/100km	37 km
Nissan E-NV200	20.00 kWh/100km	10 km
Renault Zoe	14.6 kWh/100km	3 km
Tesla Model 3	15.1 kWh/100km	10 km
Renault Zoe	14.6 kWh/100km	0.4 km
Tesla Model S	18.8 kWh/100km	13 km
Kia E-Niro	16.78 kWh/100km	20 km
Renault Kangoo Z.E	16.5 kWh/100km	5 km

Uppsättning av 30 bilmodeller, medelkonsumtioner samt körsträckor som användes i simuleringarna.

Bilmodell	Medelkonsumtion	Distans
Nissan Leaf	17.34 kWh/100km	6 km
Tesla Model S	18.8 kWh/100km	19 km
Tesla Model S	18.8 kWh/100km	55 km
Tesla Model X	36.00 kWh/100km	3 km
Renault Zoe	14.6 kWh/100km	2 km
Kia E-Niro	16.78 kWh/100km	3.5 km
Renault Kangoo Z.E	16.5 kWh/100km	10 km
Tesla Model 3	15.1 kWh/100km	1 km
BMW i3	14.3 kWh/100km	3.5 km
Kia E-Niro	16.78 kWh/100km	55 km
Tesla Model 3	15.1 kWh/100km	10 km
BMW i3	14.3 kWh/100km	1 km
Nissan E-NV200	20.00 kWh/100km	0.3 km
BMW i3	14.3 kWh/100km	15 km
BMW i3	14.3 kWh/100km	20 km
Tesla Model 3	15.1 kWh/100km	20 km
Nissan Leaf	17.34 kWh/100km	13 km
Tesla Model S	18.8 kWh/100km	15 km
Tesla Model S	18.8 kWh/100km	17 km
Renault Kangoo Z.E	16.5 kWh/100km	9 km
Nissan E-NV200	20.00 kWh/100km	19.9 km
Tesla Model S	18.8 kWh/100km	2 km
Nissan E-NV200	20.00 kWh/100km	1 km
Tesla Model S	18.8 kWh/100km	40 km
Renault Kangoo Z.E	16.5 kWh/100km	1 km
Nissan Leaf	17.34 kWh/100km	2 km
Kia E-Niro	16.78 kWh/100km	2.5 km
Tesla Model S	18.8 kWh/100km	12 km
Tesla Model 3	15.1 kWh/100km	25 km
BMW i3	14.3 kWh/100km	26 km

Uppsättning av 40 bilmodeller, medelkonsumtioner samt körsträckor som användes i simuleringarna.

Bilmodell	Medelkonsumtion	Distans
Nissan Leaf	17.34 kWh/100km	16 km
Renault Zoe	14.6 kWh/100km	25 km
Kia E-Niro	16.78 kWh/100km	1 km
BMW i3	14.3 kWh/100km	12 km
Renault Kangoo Z.E	16.5 kWh/100km	10 km
BMW i3	14.3 kWh/100km	2 km
Nissan Leaf	17.34 kWh/100km	15 km
Tesla Model X	36.00 kWh/100km	15 km
Tesla Model 3	15.1 kWh/100km	1 km
Nissan E-NV200	20.00 kWh/100km	2 km
VW E-Golf	15.85 kWh/100km	29 km
Kia E-Niro	16.78 kWh/100km	0.8 km
Nissan Leaf	17.34 kWh/100km	35 km
Tesla Model X	36.00 kWh/100km	15 km
Kia E-Niro	16.78 kWh/100km	19 km
Tesla Model X	36.00 kWh/100km	3 km
Kia E-Niro	16.78 kWh/100km	50 km
Nissan E-NV200	20.00 kWh/100km	5 km
Tesla Model 3	15.1 kWh/100km	5 km
Tesla Model S	18.8 kWh/100km	11 km
Kia E-Niro	16.78 kWh/100km	0.5 km
Renault Kangoo Z.E	16.5 kWh/100km	25 km
Tesla Model X	36.00 kWh/100km	40 km
VW E-Golf	15.85 kWh/100km	25 km
BMW i3	14.3 kWh/100km	4.5 km
Nissan Leaf	17.34 kWh/100km	45 km
Renault Zoe	14.6 kWh/100km	6 km
Tesla Model S	18.8 kWh/100km	15 km
Kia E-Niro	16.78 kWh/100km	1 km
Renault Kangoo Z.E	16.5 kWh/100km	1 km
Tesla Model X	36.00 kWh/100km	4 km
Renault Zoe	14.6 kWh/100km	1.2 km
Renault Zoe	14.6 kWh/100km	4 km
VW E-Golf	15.85 kWh/100km	4 km
Tesla Model S	18.8 kWh/100km	2 km
BMW i3	14.3 kWh/100km	10 km
Tesla Model X	36.00 kWh/100km	5 km
Renault Kangoo Z.E	16.5 kWh/100km	8 km
VW E-Golf	15.85 kWh/100km	14 km
Tesla Model S	18.8 kWh/100km	26 km

Uppsättning av 50 bilmodeller, medelkonsumtioner samt körsträckor som användes i simuleringarna.

Bilmodell	Medelkonsumtion	Distans
Tesla Model 3	15.1 kWh/100km	60 km
VW E-Golf	15.85 kWh/100km	0.5 km
Tesla Model 3	15.1 kWh/100km	4.8 km
Renault Kangoo Z.E	16.5 kWh/100km	90 km
Tesla Model X	36.00 kWh/100km	27.5 km
Renault Kangoo Z.E	16.5 kWh/100km	3 km
Nissan E-NV200	20.00 kWh/100km	40 km
Tesla Model S	18.8 kWh/100km	4 km
Tesla Model S	18.8 kWh/100km	10 km
Tesla Model 3	15.1 kWh/100km	35 km
Nissan E-NV200	20.00 kWh/100km	70 km
Kia E-Niro	16.78 kWh/100km	2.1 km
Renault Kangoo Z.E	16.5 kWh/100km	0.6 km
Nissan E-NV200	20.00 kWh/100km	0.8 km
Nissan E-NV200	20.00 kWh/100km	10 km
Kia E-Niro	16.78 kWh/100km	20 km
BMW i3	14.3 kWh/100km	50 km
Tesla Model X	36.00 kWh/100km	2 km
Tesla Model S	18.8 kWh/100km	15 km
Tesla Model S	18.8 kWh/100km	25 km
BMW i3	14.3 kWh/100km	4.5 km
Tesla Model X	36.00 kWh/100km	15 km
Tesla Model 3	15.1 kWh/100km	10 km
Nissan E-NV200	20.00 kWh/100km	75 km
VW E-Golf	15.85 kWh/100km	17 km
Tesla Model 3	15.1 kWh/100km	10 km
Renault Kangoo Z.E	16.5 kWh/100km	5 km
Tesla Model S	18.8 kWh/100km	45 km
Nissan Leaf	17.34 kWh/100km	7 km
BMW i3	14.3 kWh/100km	5.5 km
Nissan Leaf	17.34 kWh/100km	13 km
Nissan Leaf	17.34 kWh/100km	3 km
Nissan E-NV200	20.00 kWh/100km	17 km
Tesla Model 3	15.1 kWh/100km	70 km
Tesla Model S	18.8 kWh/100km	8 km
VW E-Golf	15.85 kWh/100km	6 km
Nissan Leaf	17.34 kWh/100km	2.5 km
Renault Zoe	14.6 kWh/100km	4 km
Tesla Model 3	15.1 kWh/100km	1.25 km
Tesla Model S	18.8 kWh/100km	0 km
Renault Zoe	14.6 kWh/100km	8 km
Renault Kangoo Z.E	16.5 kWh/100km	3 km
Tesla Model X	36.00 kWh/100km	3 km
Renault Zoe	14.6 kWh/100km	2 km
Tesla Model 3	15.1 kWh/100km	24 km
Tesla Model X	36.00 kWh/100km	1 km
VW E-Golf	15.85 kWh/100km	4 km
Nissan E-NV200	20.00 kWh/100km	2 km
Tesla Model 3	15.1 kWh/100km	2.5 km
Tesla Model X	36.00 kWh/100km	55 km