

# DE SLIMME METERKAST

## Herkennen van aan- en uitschakelmomenten in energiemeterdata

Alle Veenstra, Marijn Stollenga, Tjeerd Andringa

University of Groningen

{a.veenstra,m.stollenga,t.andringa}@ai.rug.nl

8 oktober 2008

### Samenvatting

In dit onderzoek is gekeken naar hoe het aan- en uitschakelen van apparaten herkend kan worden met behulp van een nieuw soort energiemeter. Met deze energiemeter zijn in een woonhuis in Groningen data verzameld. Om deze data te labelen is een sensor ontwikkeld die per apparaat aan- en uitschakelmomenten registreert. Met patroonherkenners is geprobeerd de unieke vingerafdrukken, die achtergelaten worden door apparaten tijdens het aan- en uitschakelen, te herkennen.

Uit het onderzoek is gebleken dat de aan- en uitschakelmomenten van apparaten daadwerkelijk teruggevonden kunnen worden in de data.

## 1 Inleiding

Bewust omgaan met energie is tegenwoordig een veel besproken onderwerp. Zo hebben bijvoorbeeld veel huishoudelijke apparaten een energielabel. Dit energielabel geeft aan hoe efficiënt het apparaat met energie omgaat. Dat helpt mensen een bewuste keuze te maken tijdens de aanschaf van een dergelijk apparaat. Om ervoor te zorgen dat mensen ook na de aanschaf bewust met het apparaat omgaan, helpt het om het gebruik van het apparaat inzichtelijk te maken.

Het Duitse bedrijf Quaere Novum Enterprises (QNE) heeft de SPYder ontwikkeld ([www.qne.de](http://www.qne.de), 2008). Dit is een nieuw soort energiemeter die zeer nauwkeurig stroomverbruik kan meten. QNE gebruikt deze energiemeter bij grootverbruikers van stroom voor het terugdringen van de kosten. De energiemeter is ook geschikt voor woonhuizen. Hiervoor is software geschreven die het huidige stroomverbruik in euro's per uur en in een grafiek over de tijd weergeeft.

Met de SPYder kan veel meer voor consumenten

gedaan worden dan alleen het weergeven van het stroomverbruik. Het zou mogelijk kunnen zijn om de aan- en uitschakelmomenten van verschillende apparaten te herkennen, doordat elk apparaat een eigen patroon in de metingen achterlaat. Het herkennen van deze patronen kan door een mens gedaan worden, maar er zijn nog geen algoritmen voor.

In het vakgebied Kunstmatige Intelligentie is het omgaan met metingen uit de echte wereld een specialisatie. Het probleem met metingen uit de echte wereld is dat er ruis en onzekerheid in zitten. Vaak is er domein- en of situatiekennis nodig om deze metingen te kunnen disambigueren. Daarom is het herkennen van aan- en uitschakelmomenten geschikt om te onderzoeken met het Kunstmatige Intelligentie vakgebied.

Recent onderzoek (Patel et al., 2007) toont aan dat het herkennen van aan- en uitschakelmomenten geautomatiseerd kan worden. In dit onderzoek zijn metingen gedaan met een oscilloscoop aangesloten op een stopcontact. De metingen zijn vervolgens ge-

classificeerd met een support vector machine. Het onderzoek heeft plaatsgevonden in meerdere woonhuizen, maar niet onder normale leefomstandigheden. Het is onbekend gebleven hoe waardevol gegevens zijn over fase-draaiing, stroomsterkte en netfrequentie, omdat in het onderzoek alleen ruispatronen in het spanningsverschil zijn onderzocht. Voor het herkennen van de aan- en uitschakelmomenten is onderzoek gedaan naar de patronen die verschillende apparaten achterlaten tijdens overgangen van aan naar uit en andersom.

Wij hebben onderzocht in welke mate met de energiemeter van QNE aan- en uitschakelmomenten van huishoudelijke elektronische apparatuur automatisch herkend kunnen worden. Als dit automatisch gedaan kan worden, zijn er veel toepassingen mogelijk. Een voorbeeld hiervan is mensen bewuster maken van hun energiegebruik. De discussie sectie gaat verder in op mogelijke toepassingen.

Voor het onderzoek is met de SPYder van QNE data verzameld in een woonhuis in Groningen. Met een speciaal ontwikkelde apparaatsensor zijn de aan- en uitschakelmomenten van een aantal individuele apparaten verzameld. Met deze aan- en uitschakelmomenten is een geannoteerde dataset gemaakt. Vervolgens zijn handmatig patroonherkenners gemaakt die de aan- en uitschakelmomenten van apparaten kunnen detecteren. Daarna zijn de patroonherkenners getest op de dataset.

## 2 Materiaal en methode

Het onderzoek vond plaats in een woonhuis in de maanden mei tot en met augustus van 2008. In dit huis wonen een man van 30 jaar, een vrouw van 31 jaar en een kind van negen maanden oud. De SPYder is geïnstalleerd in de meterkast van het huis. Er is bewust gekozen voor een real-life opstelling in plaats van een laboratorium opstelling. Hierdoor heeft het onderzoek een hogere relevantie voor het ontwikkelen van toepassingen dan wanneer het onder laboratorium omstandigheden zou plaatsvinden. In het huis komen bij de meterkast drie stroomkabels binnen die het huis van stroom voor-

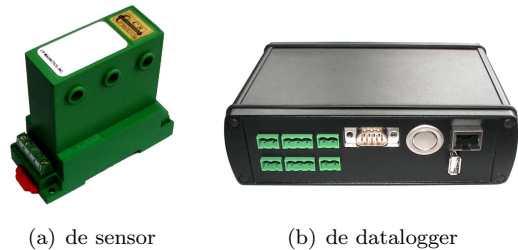
zien. Deze kabels worden de fasen genoemd.

### 2.1 SPYder

De SPYder meet zes maal per seconde de stroom en spanning over de drie fasen en de netfrequentie, faseverschuiving en het vermogen van een huis. In totaal worden negen dimensies gemeten.

De SPYder bestaat uit twee onderdelen. Het eerste onderdeel (zie figuur 1(a)) is een sensor die wordt aangesloten op de drie fasen. Het tweede onderdeel (zie figuur 1(b)) is een datalogger die de data uit de sensor leest, deze opslaat op een harde schijf en deze over het netwerk via UDP broadcast<sup>1</sup> verzendt.

De sensor leest intern de stroom uit met een snelheid van 45 tot 65 Hz afhankelijk van de sensor. Deze informatie wordt omgezet naar de negen dimensies die met een frequentie van 6 Hz kunnen worden uitgelezen. Per dimensie is de precisie van de sensor ongeveer 0,5% van het bereik over die dimensie (www.qne.de, 2008).



**Figuur 1:** De SPYder energiemeter

### 2.2 Apparaatsensor

Om de prestatie van de patroonherkenners te kunnen bepalen, moeten gegevens verzameld worden over wanneer welk apparaat aan- en uitschakelt. Dit kon echter niet zomaar gebeuren. Ten eerste wilden de bewoners geen last van het experiment hebben. Het huis wordt door een druk gezin gebruikt en kon niet veranderd worden in een grote experimenteeropstelling. Ten tweede was het be-

<sup>1</sup>netwerkprotocol voor het versturen van data

langrijk dat er geen laboratorium omstandigheden zouden ontstaan.

Om hieraan te voldoen zijn er speciale apparaatsensoren gemaakt (zie figuur 2). Deze sensoren zijn bij apparaten geplaatst en konden zonder de bewoners te storen meten wanneer het apparaat aan of uit stond.



**Figuur 2:** De apparaatsensor

De apparaatsensor meet het magnetisch veld dat rond een elektriciteitskabel ontstaat wanneer er een stroom doorheen loopt. Het bestaat uit een kleine 10 millihenry spoel die wordt versterkt door een TL061CN versterker. Wanneer er een stroom door de kabel loopt, ontstaat een spanningsverschil in de spoel van ongeveer 10 millivolt. De versterker versterkt dit naar een spanningsverschil van ongeveer 2 Volt. De spanningsverschillen van de apparaatsensoren worden door de A/D converter van een PIC16F876 microcontroller gemeten met een precisie van 10 bits. Deze metingen worden verzonden via een 9600 baud seriële verbinding naar een PC. Op deze wijze kunnen acht apparaatsensoren uitgelezen worden met een frequentie van 17 Hertz.

In het woonhuis zijn veel verschillende huishoudelijke apparaten aanwezig. De apparaatsensoren zijn bij de kabels van een aantal van deze apparaten geplaatst. In tabel 1 is te zien welke grote apparaten aanwezig waren en welke van een sensor voorzien zijn. Er is voornamelijk gebruik gemaakt van apparaten die veel stroom gebruiken. Apparaten die weinig stroom gebruiken kunnen namelijk niet goed door de apparaatsensoren gemeten worden. Daarnaast is er gekozen voor apparaten die vaak gebruikt worden, omdat voor een goede evaluatie veel aan- uitschakelingen nodig zijn.

De apparaten zitten niet allemaal op dezelfde fase. De koelkast zit bijvoorbeeld op een andere fase dan de wasmachine. Dit betekent dat de signalen die achtergelaten worden in het voltage in afzonderlijke dimensies van de data voorkomen. Dit is voordelig voor de detectie van de apparaten, omdat ze niet met elkaar interfereren en daarmee de kansen op een verkeerde detectie kleiner maken.

apparaat	locatie	apparaatsensor
koelkast	kelder	ja
koelkast	keuken	nee
magnetron	keuken	ja
senseo	keuken	ja
waterkoker	keuken	nee
oven	keuken	nee
wasmachine	bijkeuken	ja
droger	bijkeuken	ja
cv ketel	bijkeuken	ja
computer	werkkamer	nee
waterbed	slaapkamer	nee
kachel	kinderkamer	nee
televisie	woonkamer	nee
stereo	woonkamer	nee

**Tabel 1:** Overzicht van de in het huis aanwezige apparaten die veel stroom verbruiken. Er is met ja en nee aangegeven welke apparaten voorzien zijn geweest van een apparaatsensor.

### 2.3 Verzamelen van data

De SPYder data zijn met behulp van UDP broadcast over een netwerk verstuurd. Deze zijn samen met een timestamp opgeslagen op de PC die op hetzelfde netwerk was aangesloten. Dankzij deze timestamp kan de data gesynchroniseerd worden met de data van de apparaatsensoren om zo de geannoteerde dataset te maken.

De metingen van in totaal 19 dagen (zie tabel 2) zijn gebruikt voor het evalueren van de patroonherkenners. Deze dagen sluiten niet allemaal op elkaar aan, omdat veel gegevens verloren zijn gegaan door geheugenproblemen van de PC.

Met behulp van de metingen van de apparaatsensoren zijn de aan- en uitschakelmomenten van de aangesloten apparaten herkend. Hiervoor zijn twee methoden gebruikt:

maand	dagen
mei	20 21 22 23 24
juni	3 4 19 27 29
juli	7 10 13
augustus	1 2 3 4 5

**Tabel 2:** *Overzicht van de dagen waarvan metingen zijn gebruikt voor de evaluatie van de patroonherkenners.*

1. Er is voor aanschakelmomenten gezocht naar rust gevolgd door ruis en voor uitschakelmomenten naar ruis gevolgd door rust.
2. Voor het herkennen van de koelkast uitschakelingen is een tweezijdige Kolmogorov-Smirnov ([www.wikipedia.org](http://www.wikipedia.org), 2008) test gebruikt, omdat de data van de apparaatsensor hier veel ruis bevatten. Dit is alleen bij de koelkast nodig, omdat een koelkast een relatief laag stroomverbruik heeft. Hierdoor heeft ruis een sterke invloed.

## 2.4 Patroonherkenners

Voor het herkennen van aan- en uitschakelmomenten zijn handmatig patroonherkenners gemaakt. Hiervoor is gezocht naar zogenaamde ‘ware’ beweringen die gelden tijdens de aan- en uitschakelmomenten. Deze ‘ware’ beweringen zijn beweringen die gelden in bijna alle gevallen van de aan- of uitschakeling van een bepaald apparaat. Ze zijn op de volgende manier tot een patroonherkenner omgezet:

1. Voor elke ‘ware’ bewering is gezocht naar een functie die waar is wanneer de ‘ware’ bewering zich voordoet en die niet waar is als dit niet het geval is. Door dit voor alle verzamelde ‘ware’ beweringen te doen ontstaat de basis van een patroonherkenner.
2. Wanneer er voldoende functies waar zijn wordt volgens de patroonherkenner een aan- of uitschakelmoment gedetecteerd.

Deze benadering is bedoeld als een eerste poging. In een vervolgonderzoek kan deze benadering uit-

gebreid worden door middel van machine learning technieken.

## 2.5 Evaluatie

Om te bepalen hoe de patroonherkenners presteren op de dataset is een evaluatieprocedure opgezet. In deze procedure wordt een window met een lengte  $l$  gemaakt. Met dit window wordt met stapgrootte  $s$  over de dataset gelopen. Bij elke stap wordt het betreffende stukje data aan de patroonherkenner gerepresenteerd. Deze geeft vervolgens aan of een aan- of uitschakeling wordt herkend. De respons van de patroonherkenner wordt gecontroleerd met de geannoteerde dataset en het resultaat wordt opgeslagen. Hieruit volgen dan het aantal hits, misses, false positives en correct rejection.

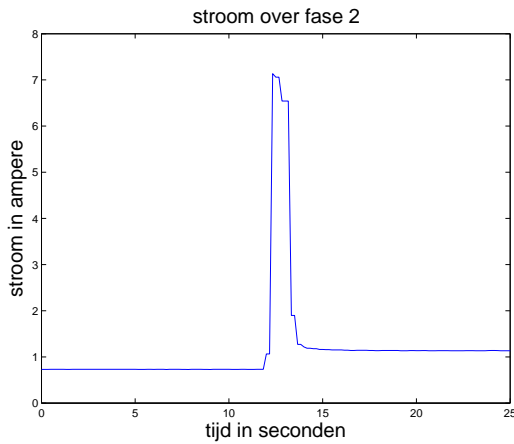
## 2.6 Koelkast aanschakeling

In bijna elk huishouden is een koelkast aanwezig. Dit apparaat bevat een thermostaat en zal daarom aanslaan wanneer de temperatuur beneden een ingesteld niveau komt. Hierdoor slaat een koelkast periodiek aan. De koelkast die in dit experiment werd gemeten sloeg ongeveer één maal per uur aan. In figuur 3 is te zien hoe de aanschakeling van een koelkast er uitziet.

Van de koelkast aanschakelingen zijn veel voorbeelden bekeken. Met behulp van deze voorbeelden zijn de volgende ‘ware’ beweringen gevonden:

1. Als de koelkast aangaat, stijgt het stroomverbruik met ongeveer een kwart ampère.
2. Als de koelkast aangaat, ontstaat er een piek van ongeveer 6 ampère in het stroomverbruik.
3. De piek heeft een breedte van ongeveer één seconde.

Deze ‘ware’ beweringen zijn geïmplementeerd als een patroonherkenner (zie algoritme 1 op pagina 13). Voor de voorwaarden van de stijging van de stroom (voorwaarde 1), de hoogte van de piek (voorwaarde 2) en de breedte van de piek (voorwaarde 3) zijn uit de data van één dag het gemiddelde  $\mu$  en standaarddeviatie  $\sigma$  berekend. Hiermee



**Figuur 3:** Voorbeeld van het stroomverbruik tijdens het aanschakelen van een koelkast. Hier is goed te zien dat er een steile piek ontstaat tijdens het aanschakelen van de koelkast en dat het stroomverbruik stijgt. Het daadwerkelijke aanschakelmoment bevindt zich precies in het midden van de grafiek.

is vervolgens voor de ondergrens  $\mu - 2\sigma$  en voor de bovengrens  $\mu + 2\sigma$  genomen. Als alle waarden binnen deze grenzen liggen geeft de patroonherkenner een herkenning aan.

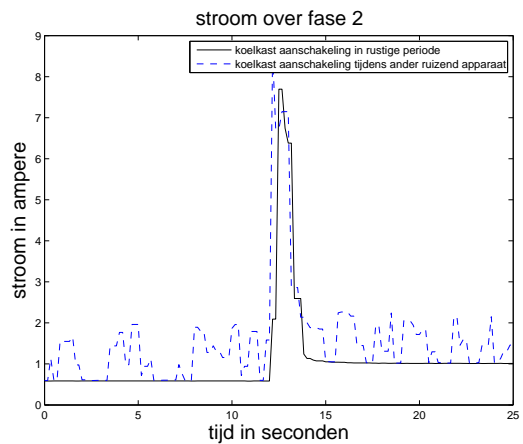
Als wordt aangenomen dat deze variabelen (voorwaarde 1, 2 en 3) normaal verdeeld zijn en er is een koelkast aangeschakeld, dan valt per variabele gemiddeld 95.45%<sup>2</sup> van de gevallen binnen dit bereik van  $2\sigma$  voor de onder- en bovengrens. De kans dat alle variabelen bij een aanschakeling binnen hun grenzen vallen is  $p = 0.9545^3 = 0.8696$ . Dit is de theoretische kans dat bij een aanschakeling van de koelkast deze ook wordt herkend. Dit wordt ook wel de recall genoemd en naar verwachting geeft dit algoritme dus een recall van 0.8696.

De patroonherkenner voor het herkennen van de ‘koelkast aan’ gebeurtenis is erg eenvoudig. Deze is zo eenvoudig gehouden om te bewijzen dat zelfs met een simpel algoritme een goede herkenning gedaan kan worden.

Voor het bepalen van de stijging van het stroomverbruik door het aangaan van de koelkast wordt naar het verschil in een bereik links en rechts van de

<sup>2</sup>de cumulatieve distributie functie van -2 naar 2 in een normale verdeling is 0.9545

piek gekeken. In dit bereik is zowel links als rechts van de piek de laagst voorkomende waarde gebruikt. De reden hiervoor is dat wanneer een ander apparaat ook actief is, het totale stroomverbruik de som is van beide apparaten. Het nut van het gebruik van de laagste waarde is te zien in figuur 4. Hier is zichtbaar dat het ruisende gedrag van het andere apparaat bij het patroon van de koelkast wordt opgeteld. De laagste waarde links van de piek is voor beide aanschakelingen gelijk.

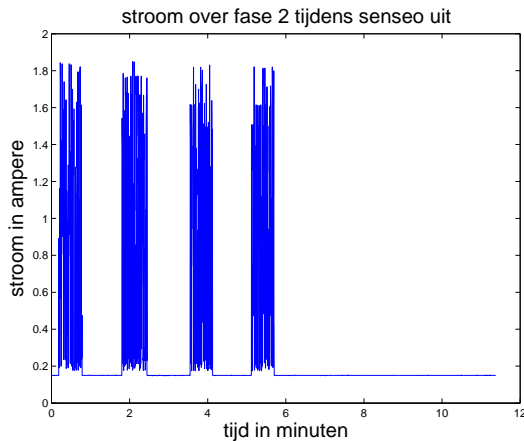


**Figuur 4:** In deze grafiek is te zien dat het tijdens de ene aanschakeling van de koelkast rustig is, terwijl tijdens de andere aanschakeling een ander apparaat ruis veroorzaakt.

Deze patroonherkenner maakte zijn beslissing alleen op basis van de stroom (alleen ampère). Dit is omdat bleek dat de stroom de meeste informatie bevat over welk apparaat het is.

## 2.7 Senseo uitschakeling

Senseo is een koffiezetapparaat ontwikkeld door Philips en Douwe Egberts. Het apparaat zet kopjes koffie met behulp van zogenaamde koffiepads. Het heeft een interne thermostaat waarmee het verwarmingselement op temperatuur wordt gehouden, zodat een kopje koffie zetten niet lang duurt. Door deze thermostaat bestaat het verwarmen van de Senseo uit een periodieke schakeling tussen veel en weinig stroomverbruik. Deze periodieke schakeling is goed te zien in figuur 5. Wanneer het apparaat een uur heeft aangestaan schakelt het zichzelf uit.



**Figuur 5:** Voorbeeld van het stroomverbruik tijdens het uitschakelen van een senseo. Het daadwerkelijke uitschakelmoment staat precies in het midden van de grafiek. Het opwarmen van het apparaat vindt plaats op de sterk ruizende stukjes.

De volgende ‘ware’ beweringen zijn gebruikt voor het maken van de patroonherkenner:

1. Als een Senseo uitgaat, stopt het met verwarmen.
2. Verwarmen is het periodiek aan- en uitgaan van het verwarmingselement.
3. Als het verwarmingselement aanstaat, ontstaan er pieken met een maximaal verbruik van ongeveer 1.6 ampère.
4. Als het verwarmingselement aanstaat, geven de ontstane pieken een standaarddeviatie tussen de 3000 en 7000 milliampère.
5. Het aanstaan van het verwarmingselement duurt ongeveer 0,6 minuten.
6. Nadat het verwarmingselement aan heeft gestaan, staat het ongeveer 1,2 minuten uit.

Deze ‘ware’ beweringen zijn geïmplementeerd als een patroonherkenner (zie algoritme 2 op pagina 14). Eerst wordt het signaal omgezet met een functie die een 1 geeft als de Senseo opwarmt en een 0 als dit niet het geval is. Vervolgens wordt de hieruit ontstane grafiek omgezet naar een vector met

behulp van runlength encoding. Deze runlength encoding vector wordt vervolgens met behulp van het inproduct vergeleken met een vast voorbeeld van het uitgaan van het apparaat.

In figuur 5 is te zien dat wanneer het verwarmingselement aanstaat er een heftige ruis ontstaat. Vermoedelijk komt dit doordat het verwarmingselement nauwkeurig een temperatuur wil bereiken door heel snel aan en uit te schakelen. Als de samplefrequentie van de SPYder hoger zou zijn, dan zou deze aan-/uitschakelfrequentie van het verwarmingselement zeer goed gedetecteerd kunnen worden. Het detecteren van het aan of uit zijn van het verwarmingselement wordt nu gedaan met de standaarddeviatie. Als de standaarddeviatie van een interval tussen bepaalde waarden ligt, is het verwarmingselement aan en anders is het uit. Deze waarden moeten net als bij de koelkast tussen  $\mu - 2\sigma$  en  $\mu + 2\sigma$  liggen. Dit is een goede detectiemethode voor het verwarmingselement, omdat deze soort ruizende pieken alleen bij de Senseo verwarming lijken voor te komen.

## 2.8 Structurele patroonherkenner

Complexere apparaten, zoals de wasmachine en droger, sturen volgens een vast programma meerdere interne apparaten (verwarmingselement, motor) aan. De schakelmomenten van deze apparaten zijn beter te onderscheiden dan die van simpelere apparaten door hun verhoogde complexiteit. Door gebruik te maken van de gestructureerde opeenvolging van vaste patronen in de dataset kunnen deze complexere apparaten worden herkend.

Een stabiele herkenning heeft een stabiele representatie van signalen nodig. Het is daarom belangrijk dat van het signaal de vorm en grootte gescheiden blijven, omdat soms de één een stabielere factor is dan de ander. We zetten daarom het signaal om in een genormaliseerde representatie. Die representatie bestaat uit twee delen:

1. Een versie van het signaal waarbij de amplitude genormaliseerd is. Hierbij wordt het originele signaal genormaliseerd tot een unit vector.

2. Een waarde die de grootte van het signaal weergeeft. We rekenen hiervoor de standaard deviatie van het originele signaal uit. Deze maat geeft aan hoe groot de uitwijking en dus de grootte van het signaal is. Daarnaast is de standaard deviatie minder gevoelig voor uitschieters dan bijvoorbeeld het verschil tussen de maximale en minimale waarde van het signaal.

Deze twee elementen vormen een set  $S = \{\vec{n}, s\}$  en dit wordt de *genormaliseerde representatie* genoemd. Door deze tweedeling wordt de vergelijking versimpeld en kunnen de vergelijkingen van de grootte en vorm onafhankelijk gecontroleerd worden. De overeenkomst van de vorm van twee signalen in genormaliseerde representatie,  $S_1$  en  $S_2$ , wordt gegeven door formule 1. De overeenkomst van de grootte van twee signalen,  $S_1$  en  $S_2$ , wordt gegeven door formule 2.

$$f(S_1, S_2) = \sqrt{(\vec{n}_1 - \vec{n}_2) \cdot (\vec{n}_1 - \vec{n}_2)} \quad (1)$$

$$g(S_1, S_2) = |s_1 - s_2| \quad (2)$$

De structurele patroonherkenner verloopt in drie fasen:

*Fase 1: Voorbereiding*

- a) In het schakelmoment worden kenmerkende patronen geselecteerd en aan elk patroon wordt een letter toegekend (figuur 6).
- b) De geselecteerde signalen worden omgezet naar de genormaliseerde representatie.
- c) Een baseline  $b$  wordt bepaald voor elk signaal  $S$  door volgens formule 1 de overeenkomst van de vorm van het signaal met een uniforme unit vector  $\vec{u}$  uit te rekenen. Deze baseline wordt gebruikt om in formule 3 de vorm van signalen te vergelijken.
- d) Voor elk signaal worden experimenteel toleranties bepaald voor de twee overeenkomsten. Deze worden gebruikt in de beslissingsfuncties (formule 3 en 4).

Uit dit proces ontstaat een *PatronenSet* waarbij elk element weer een patroon  $Patroon = \{l, S, b, t_{signaal}, t_{std}\}$  is.

Hierbij is  $l$  het symbool van het patroon,  $S$  de genormaliseerde representatie van het signaal,  $b$  de baseline overeenkomst van het signaal,  $t_{sig}$  de tolerantie voor formule 3 en  $t_{std}$  de tolerantie voor formule 4.

Met de formules 3 en 4 kan worden bepaald of een signaal  $Sig$  genoeg lijkt op een patroon  $P$ . Hierbij staat  $Sig$  voor het signaal,  $P$  voor het patroon.

Wanneer beide formules waar zijn, wordt er gesproken van een herkenning. Een hogere tolerantie heeft als gevolg dat twee signalen sneller als gelijke signalen worden geclassificeerd.

$$B_1(Sig, P) = f(Sig, S) < (1 - t_{sig}) * b \quad (3)$$

$$B_2(Sig, P) = g(Sig, S) < std(S) * t_{std} \quad (4)$$

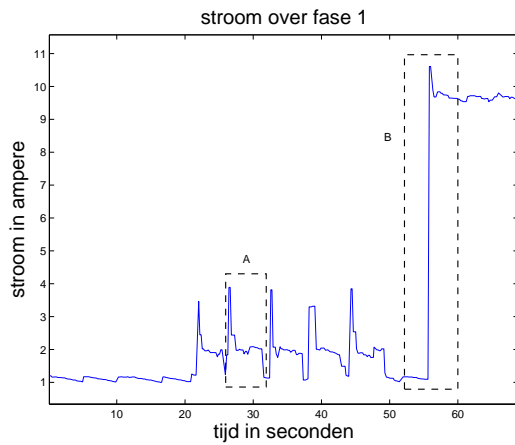
*Fase 2: Omzetting naar symbolen*

Het signaal wordt tot een symbolenset omgezet door algoritme 3, beschreven op pagina 15. Een voorbeeld van een resultaat van een omzetting is te zien in figuur 7.

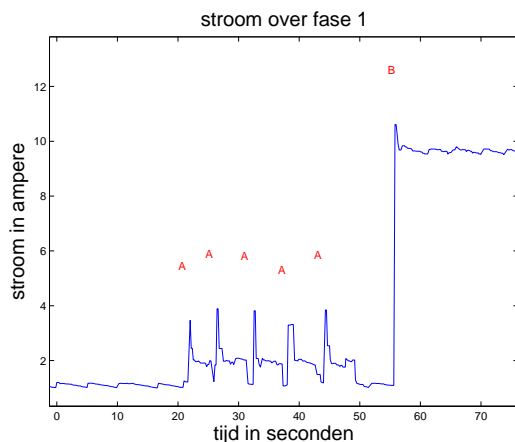
*Fase 3. Herkenning met behulp van symbolen*

In de opgebouwde string kunnen structuren gezocht worden. Hiervoor worden reguliere expressies gebruikt, omdat die op een intuïtieve manier de structuren kunnen herkennen. Naast de reguliere expressies wordt nog gebruik gemaakt van de geregistreerde timestamps die bij de symbolen horen. Zo kan de tijdsduur die een patroon mocht hebben worden bepaald.

Dit algoritme is toegepast op de herkenning van de aanschakeling van de droger. De kenmerkende stukken die gebruikt zijn staan aangegeven in figuur 6. Een voorbeeld van een aanschakeling van de droger met de herkenning van de patronen is te zien in figuur 7. In de uiteindelijke herkenning van de aanschakeling in de derde fase zijn de volgende



**Figuur 6:** Een aanschakeling van de droger met handmatig geselecteerde kenmerkende stukken. Er zijn twee kenmerkende patronen te onderscheiden in deze aanschakeling. Een korte piek gevolgd door een kort signaal en een daling wordt aangeduid met symbool 'A'. Een hoge stijging wordt aangeduid met symbool 'B'. Deze signalen zijn gebruikt bij de herkenning van de aanschakeling van de droger.



**Figuur 7:** Een aanschakeling van de droger na de tweede fase. De letters boven de grafiek tonen herkende patronen aan. In dit geval zou het resultaat de sequentie 'AAAAAB' zijn.

ware beweringen gebruikt:

1. Een aanschakeling van een droger bevat de patronen 'A' en 'B' zoals te zien in figuur 6.
2. Een aanschakeling bestaat uit twee of meerdere malen het patroon 'A' gevolgd door patroon 'B'.
3. De totale duur van de aanschakeling bedraagt niet langer dan 70 seconden.

Met deze ware beweringen is de patroonherkenner voor de aanschakeling van de droger gebouwd.

### 3 Resultaten

Het toepassen van de 'koelkast aan' patroonherkenner op data verzameld op de dagen in tabel 2 geeft de resultaten zoals vermeld in tabel 3. Deze resultaten zijn verkregen met een windowgrootte  $l = 600$  en een stapgrootte  $s = 200$ . Deze patroonherkenner heeft een precision van 93,52%, een recall van 90,84% en een f-score van 0,92.

koelkast aanschakelingen		echte waarde	
		p	n
voorspelling	p'	476	33
	n'	48	41677

**Tabel 3:** Confusion matrix van de resultaten van de patroonherkenner voor de 'koelkast aan' gebeurtenis.

Het toepassen van de 'Senseo uit' patroonherkenner op data verzameld op de dagen in tabel 2 geeft de resultaten zoals vermeld in tabel 4. Deze resultaten zijn verkregen met een windowgrootte  $l = 2048$  en een stapgrootte  $s = 256$ . Deze patroonherkenner heeft een precision van 68,75%, een recall van 68,75% en een f-score van 0,69.

Het toepassen van de patroonherkenner voor de 'droger aan' gebeurtenis op data verzameld op de dagen in tabel 2 geeft de resultaten zoals vermeld in tabel 5. Deze resultaten zijn verkregen met een windowgrootte  $l = 600$  en een stapgrootte



senseo uitschakelingen		echte waarde	
		p	n
voorspelling	p'	33	15
	n'	15	33307

**Tabel 4:** Confusion matrix van de resultaten van de patroonherkenner voor de ‘Senseo uit’ gebeurtenis.

$s = 200$ . Deze patroonherkenner heeft een precisie van 82,35%, een recall van 93,33% en een f-score van 0,88.

droger aanschakelingen		echte waarde	
		p	n
voorspelling	p'	14	3
	n'	1	42216

**Tabel 5:** Confusion matrix van de resultaten van de patroonherkenner voor de ‘droger aan’ gebeurtenis.

## 4 Discussie

Nu de resultaten bekend zijn, kan er gekeken worden naar hoe ze geïnterpreteerd kunnen worden en wat mogelijk vervolgonderzoek zou kunnen zijn.

Uit de resultaten blijkt dat de gezochte gebeurtenissen relatief schaars zijn. Hierdoor moeten de patroonherkenners erg zeker zijn over een mogelijke gebeurtenis voordat deze als zodanig wordt aangeduid. Als dit niet het geval is, worden teveel false positives gemaakt. Dit geeft aan in wat voor zoekruimte de patroonherkenners zoeken. Ze zoeken naar een speld in een hooiberg.

De resultaten van de patroonherkenner voor de ‘koelkast aan’ gebeurtenis geeft 33 false positives tegen 476 hits. Omdat dit een hoog aantal is, zijn een aantal van deze false positive situaties bekeken. Hieruit blijkt dat ze voornamelijk veroorzaakt worden door een andere koelkast. Daarom zijn deze false positives verwacht gedrag van de patroonherkenner. De theoretisch verwachte recall van 86,96% is lager dan de werkelijke recall van 90,84%. Dit is uiteraard positief voor de prestatie van het al-

goritme. Het verschil wordt waarschijnlijk veroorzaakt doordat de variabelen niet helemaal normaal verdeeld zijn, wat een aanname was voor deze verwachte recall.

De patroonherkenner voor de uitschakeling van de Senseo geeft 24 false positives tegen 25 hits. Dit grote aantal false positives is waarschijnlijk te wijten aan het gedrag van de Senseo. De verwarming van het water werkt namelijk met een thermostaat waardoor het apparaat vaak schakelt tussen opwarmen en niet opwarmen. Waarschijnlijk wordt vervolgens het stoppen van het opwarmen verward met de uitschakeling van de Senseo zelf.

De structurele patroonherkenner voor de aanschakeling van de droger herkent 14 van de 15 aanschakelingen. Bijna alle aanschakelingen worden dus herkend. Er worden ook 3 false positives gemaakt. Na verder onderzoek bleek dat deze op momenten ontstonden wanneer een ander apparaat aan ging. Door gebruik te maken van meer patronen in de herkenner zouden deze false positives teruggedrongen kunnen worden. Het voordeel van de structurele patroonherkenner is dat hij eenvoudig kan worden toegepast op andere apparaten die vaste patronen vertonen. Door een paar patronen als voorbeeld te nemen kan het algoritme al snel gelijkende patronen vinden. Een nadeel van het algoritme is dat het veel berekeningen nodig heeft in vergelijking met de andere algoritmes.

Tijdens het onderzoek kwamen verschillende vragen naar voren. Een aantal vragen gaan over de generaliseerbaarheid van het onderzoek. Dit geeft aan in hoeverre het onderzoek in andere situaties toepasbaar is.

De eerste vraag die opdoemt is of de gemaakte patroonherkenners op elk type/merk apparaat werken. Om deze vraag te beantwoorden moet een onderzoek op grotere schaal worden gedaan met een hogere dekking van types en merken apparaten. Een vergelijking tussen bijvoorbeeld koelkasten van verschillende merken kan uitmaken hoe generiek hun patronen zijn. In de toekomst zou er door meer van dit soort onderzoeken een database gemaakt kunnen worden van allerlei verschillende

apparaten. Dan zou deze opstelling in een huis kunnen worden geplaatst waar automatisch de apparaten worden herkend en gevolgd zonder handmatige configuratie.

Het is ook mogelijk dat verschillen tussen bedrading in huizen invloed hebben op signalen. De bedrading kan bijvoorbeeld anders geïsoleerd zijn of uit een ander type draad bestaan waardoor patronen zouden kunnen veranderen. Een onderzoek naar verschillen in signalen tussen verschillende typen huizen zou hier duidelijkheid in kunnen geven.

Er kwamen ook vragen naar voren over wat er meer gedaan kan worden om betere patroonherkenning te krijgen. Een van de mogelijkheden hiervoor is het gebruik van een top-down benadering. Bij een top-down benadering wordt eerst gekeken naar het gedrag van een apparaat in plaats van het signaal dat het geeft tijdens een aan- of uitschakeling.

Een voorbeeld van top-down informatie is de eigenschap van een koelkast om op vaste intervallen aan te schakelen door de thermostaat die het apparaat controleert. Deze eigenschap bevat veel informatie. Het is het eerste patroon dat opvalt wanneer men naar de data kijkt, maar wordt in dit onderzoek niet gebruikt.

Andere voorbeelden van top-down informatie zijn de dagritmes en seizoensgebonden apparaten. Zo zal het koffiezetapparaat vooral 's ochtends worden gebruikt, terwijl de koelkast dag en nacht doorgaat. Daarnaast heeft bijvoorbeeld een centrale verwarmingsinstallatie het in de winter veel drukker dan in de zomer.

Een systeem die deze top-down informatie zou kunnen gebruiken zal naar verwachting de false positives terug dringen door bijvoorbeeld te concluderen dat de koelkast helemaal niet aan kan gaan, omdat deze net een minuut uit is.

Naast vragen voor vervolgonderzoek kwamen vooraf en tijdens het onderzoek ook een aantal mogelijke toepassingen aan het licht.

Tijdens het onderzoek werd duidelijk dat het Senseo apparaat niet werd uitgezet nadat een kopje koffie was gezet. Het Senseo apparaat bleef deze hele periode veel stroom verbruiken. Als het apparaat

meteen zou worden uitgeschakeld, scheelt dat dus aanzienlijk in het stroomverbruik. Op een ander moment stond de koelkast op de hoogste stand door een fout tijdens het experimenteren. In de data was te zien dat de koelkast veel te lang aan bleef staan. Hierdoor kon direct feedback worden gegeven voor het lager zetten van de koelkast. Dit zijn voorbeelden van de adviezen die aan een gebruiker kunnen worden gegeven met dit systeem. Zo worden gebruikers zich meer bewust van hun energieverbruik. Deze adviezen kunnen daarnaast lokaal berekend en gepresenteerd worden waardoor privacy niet in het gevaar wordt gebracht.

Een andere nuttige toepassing van het systeem is het doorsturen van informatie over apparaatgebruik naar de energieaanbieders. Met deze informatie kan beter voorspeld worden wat het stroomgebruik van mensen over de dag zal zijn, waardoor energiecentrales beter aangestuurd kunnen worden. Het milieu zal hier veel baat bij hebben, omdat voorkomen kan worden dat een extra energieplantage moet worden ingezet.

Een laatste voorbeeld zijn terugkoppelingen van het systeem op apparaten, zoals het uitstellen van de aanschakeling van een koelkast. Op het moment wordt dit niet of nauwelijks toegepast, maar het zou veel milieuschade kunnen voorkomen. Wanneer een energieaanbieder een lage capaciteit beschikbaar heeft moet er een energiecentrale bij worden gezet. Er is nu geen controle over het energiegebruik van mensen. Als dit er wel zou zijn, kunnen bijvoorbeeld koelkasten even wat langer uit staan. Koelkasten zijn tegenwoordig goed geïsoleerd en zullen niet dramatisch in temperatuur verlagen.

Deze terugkoppelingen hoeven geen inbreuk te maken op privacy. De toestand van het energienet kan door de SPYder lokaal worden berekend door de netfrequentie te meten. Bij een tekort aan stroom zal deze net onder de 50 hertz liggen. Dan kan lokaal de koelkast uit worden gezet zonder dat persoonlijke informatie naar de energieaanbieder wordt gestuurd.

In Nederland worden al plannen gemaakt om binnen een paar jaar in alle huizen een nieuwe meter-

kast te installeren die precieze metingen uitvoert. Dit laat zien dat dit onderzoek direct toepasbaar is en dat er vraag naar is. Met behulp van vervolgonderzoek kan een systeem worden gemaakt dat automatisch apparaten herkent, feedback aan gebruikers geeft en eventueel apparaten kan aansturen. Dit systeem zou grote verbeteringen in het energiegebruik kunnen veroorzaken.

## **5 Conclusie**

Wij hebben een benadering gegeven voor het herkennen van aan- en uitschakelmomenten van huishoudelijke apparatuur met behulp van de SPYder energiemeter. Uit de resultaten is gebleken dat het automatisch herkennen daadwerkelijk mogelijk is. Hiermee kunnen toepassingen gemaakt worden waarmee mensen geholpen kunnen worden bij het bewust omgaan met energie.

## **6 Dankwoord**

Graag willen wij Dave Boers, Rix Groeneboom en Pascal Hofstee bedanken voor de hulp en begeleiding en Iris Metselaar, Romke van der Meulen, Maurice Mulder, Hans van der Woude en Yun Wu voor het redigeren van het verslag.

## 7 Literatuurlijst

### Referenties

S.N. Patel, T. Robertson, J.A. Kientz, M.S. Reynolds, and G.D. Abowd. At the flick of a switch: Detecting and classifying unique electrical events on the residential power line. *Springer-Verlag*, pages 271–88, 2007.

www.qne.de. Qne spyder, juli 2008. URL <http://www.qne.de/products/spyder/>.

www.wikipedia.org. Kolmogorov smirnov test, juli 2008. URL [http://en.wikipedia.org/wiki/Kolmogorov-Smirnov\\_test](http://en.wikipedia.org/wiki/Kolmogorov-Smirnov_test).

## A Koelkast aan algoritme

---

**Algorithm 1** KOELKASTAANDETECTOR(*signaal*)

---

**Input:** Een signaal *signaal* met  $\text{length}(\text{signaal}) > 0$ .

**Output:** *herkenning* een 0 wanneer er geen herkenning is, een 1 wanneer er wel herkenning is.

```

1: herkenning  $\leftarrow 0$ 
2: piek  $\leftarrow \text{indexof}(\text{max}(\text{signaal}))$ 
3: links  $\leftarrow \text{signaal}(\text{piek} - \text{marge} : \text{piek})$ 
4: rechts  $\leftarrow \text{signaal}(\text{piek} : \text{piek} + \text{marge})$ 
5: voorwaarde1  $\leftarrow (\text{stijging\_min} < \text{min}(\text{rechts}) - \text{min}(\text{links}) < \text{stijging\_max})$ 
6: voorwaarde2  $\leftarrow (\text{piekhoogte\_min} < \text{max}(\text{links}) - \text{min}(\text{links}) < \text{piekhoogte\_max})$ 
7: if piek - window_size  $\geq 1$  and piek + window_size  $\leq \text{length}(\text{signaal})$  then
8:   part  $\leftarrow \text{normalize}(\text{signaal}(\text{piek} - \text{window\_size} : \text{piek} + \text{window\_size}))$ 
9:   for j = 1 :  $\text{length}(\text{part})$  do
10:    if part(j) > threshold then
11:      feature3  $\leftarrow \text{feature3} + 1$ 
12:    end if
13:  end for
14: end if
15: voorwaarde3  $\leftarrow (\text{breedte\_min} < \text{feature3} < \text{breedte\_max})$ 
16: if voorwaarde1 and voorwaarde2 and voorwaarde3 then
17:   herkenning  $\leftarrow 1$ 
18: end if
19: return herkenning

```

---

constante	waarde
<i>stijging_min</i>	3615
<i>stijging_max</i>	4710
<i>piekhoogte_min</i>	58476
<i>piekhoogte_max</i>	92556
<i>breedte_min</i>	4.41
<i>breedte_max</i>	9.77
<i>window_size</i>	30
<i>threshold</i>	0.3

**Tabel 6:** De constanten die gebruikt worden in algoritme 1.

## B Senseo uit algoritme

---

**Algorithm 2** SENSEOUIDETECTOR(*signaal*)

---

**Input:** Een signaal *signaal* met  $length(signaal) > 0$  en een voorbeeld *voorbeeld* van de vorm van het uitgaan van een senseo apparaat.

**Output:** *herkenning* een 0 wanneer er geen herkenning is, een 1 wanneer er wel herkenning is.

```
1: herkenning  $\leftarrow$  0
2: vorm  $\leftarrow$  zeros(1, length(signaal));
3: for  $i = 1 : step\_size : length(signaal) - window\_size$  do
4:   if  $std(signaal(i : i + window\_size)) > std\_threshold$  then
5:     vorm( $i : i + step\_size$ )  $\leftarrow$  1;
6:   end if
7: end for
8: signaal_vorm_runlength  $\leftarrow$  runlength(vorm)
9: voorwaarde1  $\leftarrow$  inproduct(norm(signaal_vorm_runlength), norm(voorbeeld)) > threshold
10: if voorwaarde1 then
11:   herkenning  $\leftarrow$  1
12: end if
13: return herkenning
```

---

constante	waarde
<i>window_size</i>	30
<i>step_size</i>	50
<i>std_threshold</i>	3000
<i>threshold</i>	0.99

**Tabel 7:** De constanten die gebruikt worden in algoritme 2.

## C Symbolize algoritme

---

**Algorithm 3** SYMBOLIZE(*signaal*, *PatronenSet*)

---

**Input:** Een signaal *signaal* met  $length(signaal) > 0$ .

**Output:** *symbolen* een lijst met gesymboliseerde representatie van het signaal waarbij *symbol\_tijden* de corresponderende tijden bevat.

```
1: symbolen  $\leftarrow$  {}
2: symbol_tijden  $\leftarrow$  {}
3: for all p  $\in$  PatronenSet do
4:   for i = 1.. $[length(signaal) - length(signaal_p)]$  do
5:     if overeenkomst(signaal_p, signaal(i : i +  $length(signaal_p)$ ), baseline_p, t_signaal, t_std) then
6:       symbolen  $\leftarrow$  symbol_p
7:       symbol_tijden  $\leftarrow$  tijd(i)
8:     end if
9:   end for
10: end for
11: return symbolen, symbol_tijden
```

---