



VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ

BRNO UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

FAKULTA ELEKTROTECHNIKY A KOMUNIKAČNÍCH TECHNOLOGIÍ

FACULTY OF ELECTRICAL ENGINEERING AND COMMUNICATION

ÚSTAV ELEKTROENERGETIKY

DEPARTMENT OF ELECTRICAL POWER ENGINEERING

MODEL ODBĚROVÉHO DIAGRAMU DOMÁCNOSTÍ

HOUSEHOLD CONSUMPTION DIAGRAM MODEL

DIPLOMOVÁ PRÁCE

MASTER'S THESIS

AUTOR PRÁCE

AUTHOR

Bc. Tomáš Bočan

VEDOUCÍ PRÁCE

SUPERVISOR

Ing. Lukáš Radil, Ph.D.

BRNO 2024

Diplomová práce

magisterský navazující studijní program **Elektroenergetika**

Ústav elektroenergetiky

Student: Bc. Tomáš Bočan

ID: 220752

Ročník: 2

Akademický rok: 2023/24

NÁZEV TÉMATU:

Model odběrového diagramu domácností

POKYNY PRO VYPRACOVÁNÍ:

1. Studium pravděpodobnostních modelů
2. Vytvoření modelu založeného na základě standardizovaného diagramu odběru
3. Úprava modelů z pohledu rozdílných zákazníků
4. Závěrečné zhodnocení

DOPORUČENÁ LITERATURA:

doporučená literatura podle pokynů vedoucího závěrečné práce

Termín zadání: 5.2.2024

Termín odevzdání: 20.5.2024

Vedoucí práce: Ing. Lukáš Radil, Ph.D.

prof. Ing. Petr Toman, Ph.D.
předseda rady studijního programu

UPOZORNĚNÍ:

Autor diplomové práce nesmí při vytváření diplomové práce porušit autorská práva třetích osob, zejména nesmí zasahovat nedovoleným způsobem do cizích autorských práv osobnostních a musí si být plně vědom následků porušení ustanovení § 11 a následujících autorského zákona č. 121/2000 Sb., včetně možných trestněprávních důsledků vyplývajících z ustanovení části druhé, hlavy VI. díl 4 Trestního zákoníku č.40/2009 Sb.

Abstrakt

Diplomová práce se zabývá vytvořením modelu odběrové diagramu domácností. Nejprve je v práci nastíněn rozbor současných přístupů k vytváření odběrových diagramů domácností s jejich zhodnocením. V práci jsou dále popsána vstupní data, postup při vytváření samotného modelu a v poslední část je provedena simulace odběru domácností a zhodnocení přesnosti její predikce na základě referenčních dat.

Klíčová slova

Odběrový diagram, domácnosti, zákazníci, simulace, modelování, spotřeba energie

Abstract

The thesis deals with the creation of a model of the household consumption diagram. Firstly, the thesis outlines an analysis of current approaches to creating household consumption diagrams with their evaluation. The thesis then describes the input data, the procedure for creating the model itself, and in the last section, a simulation of household consumption is performed and an evaluation of the accuracy of its prediction, based on reference data.

Keywords

Consumption diagram, households, customers, simulation, modelling, energy consumption

Bibliografická citace

BOČAN, Tomáš. *Model odběrového diagramu domácností*. Brno: Vysoké učení technické v Brně, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, Ústav elektroenergetiky, 2024. 57 s., 1 s. příloh. Diplomová práce. Vedoucí práce: Ing. Lukáš Radil, Ph.D.

Prohlášení autora o původnosti díla

Jméno a příjmení studenta:	<i>Tomáš Bočan</i>
VUT ID studenta:	<i>220 752</i>
Typ práce:	<i>Diplomová práce</i>
Akademický rok:	<i>2023/24</i>
Téma závěrečné práce:	<i>Model odběrového diagramu domácností</i>

Prohlašuji, že svou závěrečnou práci jsem vypracoval samostatně pod vedením vedoucí/ho závěrečné práce a s použitím odborné literatury a dalších informačních zdrojů, které jsou všechny citovány v práci a uvedeny v seznamu literatury na konci práce.

Jako autor uvedené závěrečné práce dále prohlašuji, že v souvislosti s vytvořením této závěrečné práce jsem neporušil autorská práva třetích osob, zejména jsem nezasáhl nedovoleným způsobem do cizích autorských práv osobnostních a jsem si plně vědom následků porušení ustanovení § 11 a následujících autorského zákona č. 121/2000 Sb., včetně možných trestněprávních důsledků vyplývajících z ustanovení části druhé, hlavy VI. díl 4 Trestního zákoníku č. 40/2009 Sb.

V Brně dne: 15. května 2024

podpis autora

Poděkování

Děkuji vedoucímu semestrální práce Ing. Lukáši Radilovi, Ph.D. za pedagogickou a odbornou pomoc a další cenné rady při zpracování mé semestrální práce.

V Brně dne: 15. května 2024

podpis autora

Obsah

SEZNAM OBRÁZKŮ	8
ÚVOD	9
1. SOUČASNÉ PŘÍSTUPY	10
1.1 PŘÍSTUPY K MODELOVÁNÍ	10
1.1.1 <i>Top-down model</i>	12
1.1.2 <i>Bottom-up model</i>	13
1.1.3 <i>Hybridní model</i>	14
1.1.4 <i>Umělé neuronové sítě</i>	14
1.2 DATOVÉ SADY	14
1.3 PŘEDISTRIBUCE, A. S.	16
2. MODEL ODBĚROVÉHO DIAGRAMU DOMÁCNOSTÍ	17
2.1 VSTUPNÍ DATA.....	17
2.2 OBSAZENOST OBYDLÍ	18
2.3 MODEL Y SPOTŘEBIČŮ.....	21
2.3.1 <i>Základní zatížení</i>	22
2.3.2 <i>Behaviorální zátěže</i>	24
2.3.3 <i>Obecné zátěže</i>	31
2.4 STRUKTURA MODELU	41
2.4.1 <i>Algoritmus modelu</i>	41
2.4.2 <i>Popis kódu</i>	41
2.5 VÝSTUPY MODELU.....	43
2.5.1 <i>Referenční data</i>	43
2.5.2 <i>Hodnocení přesnosti predikce</i>	44
ZÁVĚR	51
LITERATURA.....	52
SEZNAM SYMBOLŮ A ZKRATEK	55
SEZNAM PŘÍLOH.....	57

SEZNAM OBRÁZKŮ

1.1	Klasifikace modelů křivek zatížení dle [3].....	11
1.2	Schéma křížové analýzy modelů zátěžových křivek, převzato z [3].....	12
1.3	Počty volně dostupných datových sad z jednotlivých zemí, převzato z [5]	15
1.4	Seznam volně dostupných datových sad, převzato z [10]	15
1.5	Průběhy hustot pravděpodobnosti u odběrného místa během 24 hodin, převzato z [11]	16
2.1	Měřené spotřebiče, na základě kterých byly nasimulovány odběry, převzato z [14]	18
2.2	Stavy obsazenosti a pravděpodobnosti přechodu mezi stavy, převzato z [20]	19
2.3	Simulace obsazenosti obydlí ve všední den pro 100 lidí.....	20
2.4	Simulace obsazenosti obydlí o víkendu pro 100 lidí.....	20
2.5	Průměrná spotřeba jednotlivých aplikací v domácnostech, převzato z [21].....	21
2.6	Seznam nasimulovaných spotřebičů s jejich účinníky	22
2.7	Průběh spotřeby lednice s mrazákem	23
2.8	Průměrná denní spotřeba domácnosti v Británii, převzato z [21].....	23
2.9	Poměr lidí vykonávající určitou aktivitu vůči aktivním lidem v domácnostech pro dvoučlennou domácnost	24
2.10	Simulace doby běhu počítače pomocí odhadu hustoty jádra pro dvoučlennou domácnost	27
2.11	Simulace odběru LED televize s příkonem 70 W	27
2.12	Simulace odběru počítače s příslušenstvím	28
2.13	Odběr varné konvice při ohřevu 1,5 l vody	28
2.14	Simulace odběru trouby na 180 °C.....	29
2.15	Průběh spotřeby pračky pro jednotlivé cykly	30
2.16	Průběh spotřeby myčky pro jednotlivé cykly	31
2.17	Průměrná spotřeba horké vody v domácnosti v Británii v průběhu dne, převzato z [25].....	33
2.18	Průměrná denní spotřeba horké vody v domácnostech v Británii, převzato z [25]	33
2.19	Nastavení HDO pro tarif D25d v PREDi, převzato z [26]	34
2.20	Simulace odběru bojleru pro vzorový den v listopadu	34
2.21	Způsob vytápění domů a bytů v ČR, převzato z [22]	35
2.22	Nastavení HDO pro tarif D57d v PREDi, převzato z [26]	37
2.23	Simulace odběru elektrického vytápění pro vzorový den v listopadu	38
2.24	Pseudokód popisující model osvětlení, převzato z [20]	39
2.25	Simulace spotřeby osvětlení pro 50 domácností v lednu.....	40
2.26	Simulace spotřeby osvětlení pro 50 domácností v červenci.....	40
2.27	Algoritmus modelu.....	41
2.28	Funkce pro simulaci televize.....	42
2.29	Část funkce <i>simulace</i> , která slučuje průběhy odběrů spotřebičů do jednoho	43
2.30	Porovnání datové sady s standardizovanými zátěžovým profilem v rámci roku (nalevo) a v rámci dne (napravo), převzato z [18]	44
2.31	Data o bytech z ČSU, převzato z [27]	44
2.32	Simulace odběru činného výkonu, přes všední dny i víkendy, porovnaná s daty z Německa.....	46
2.33	Simulace odběru činného výkonu pro všední den porovnaná s daty z Německa	47
2.34	Simulace odběru činného výkonu pro víkendový den porovnaná s daty z Německa.....	47
2.35	Simulace odběru jalového výkonu porovnaná s referenčními daty	48
2.36	Simulace odběru činného výkonu pro všední den porovnaná s daty z PREDi.....	49
2.37	Simulace odběru činného výkonu pro víkendový den porovnaná s daty z PREDi	49
2.38	Simulace spotřeby konkrétní domácnosti ve všední den	50
2.39	Průměrná spotřeba trouby z 200 simulovaných domácností ve všední den	50

ÚVOD

V dnešní době je stále obtížnější vyvážit nabídku a poptávku v reálném čase, protože přibývá decentralizované výroby, roste spotřeba elektrické energie v rezidenčním sektoru a provozovatelé distribučních soustav (PDS) se chystají na nástup „komunitní energetiky“. V souvislosti s vysokými cenami elektřiny dochází ke změnám chování zákazníků, proto je čím dál tím těžší predikovat jejich spotřebu elektrické energie v čase. Navíc v nejbližších letech dojde k ukončení dvoutarifních distribučních sazeb a přechodu od HDO k AMM, pomocí kterého budou moci PDS sledovat a regulovat odběry jednotlivých zákazníků, časové rozlišení měření dnes však bývá pouze 15 minut.

Cílem diplomové práce je tedy zhodnocení současného přístupu k vytváření odběrových diagramů domácností a zhotovení modelu pro simulaci odběrových křivek. Model by měl vycházet z volně dostupných dat, být transparentní a lehce modifikovatelný, s ohledem na rychle se měnící chování spotřebitelů. Zároveň by měl mít vysokou vzorkovací frekvenci a být lehce desagregovatelný pro detailní analýzu. Výstupy modelu budou zhodnoceny na základě referenčních dat z měření.

Diplomová práce je členěna do dvou kapitol, přičemž obsahem první je rozbor přístupů k modelování odběrových křivek a jejich výhody a nevýhody, dále jsou zde nastíněny cíle PREDistribuce, a. s., která se danou problematikou také aktivně zabývá. Ve druhé kapitole jsou zhodnocena a popsána vstupní data a vytvořen model odběrového diagramu domácností. V dílčích podkapitolách je detailně popsán přístup k modelování jednotlivých spotřebičů, přehledně znázorněna struktura modelu a v neposlední řadě provedeno zhodnocení přesnosti predikce modelu na základě referenčních dat z měření.

1. SOUČASNÉ PŘÍSTUPY

Tato kapitola se zabývá současnými přístupy k vytváření odběrových křivek domácností a motivací pro jejich realizaci. Zároveň je zde nastíněno budoucí směřování této problematiky a nové přesnější nástroje pro její realizaci.

Modelování spotřeby elektrické energie v rezidenčním sektoru probíhá již od 40. let 20. století. S ohledem na rychlý technologický vývoj v posledních desetiletích a s ním spojenou vyšší spotřebu elektrické energie, decentralizaci výroby a změny chování zákazníků však starší modely rychle zastarávají a potřeba nových, aktuálních, rychle narůstá. Pro představu, rezidenční sektor v Evropě představuje 29% celkové spotřeby elektrické energie, dle [1], a zároveň podle americké National Energy Technology Laboratory by mohla být čtvrtina spotřebovávané energie v domácnostech dispečersky říditelná [2]. Hlavní motivací pro vytváření těchto modelů jsou tak především [3]:

- Plánování budoucí spotřeby elektrické energie a s ní spojená výstavba nových výrobních bloků
- Řízení elektrizační sítě – dopady demografických, behaviorálních a ekonomických aspektů spojených s rezidenčním sektorem pro případné řízení poptávky nebo spotřeby

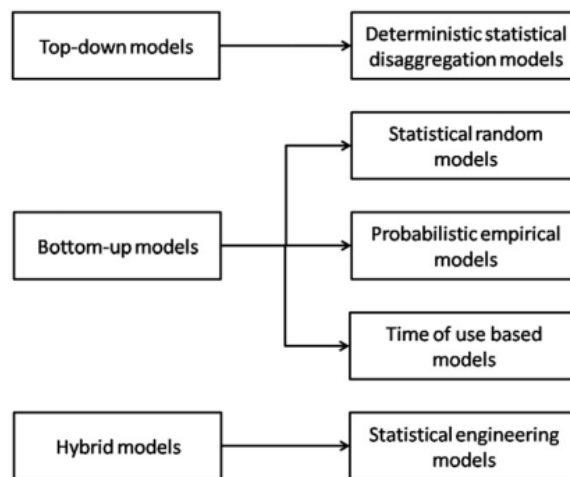
Modelování je poměrně obtížné, protože i domácnosti s totožnou spotřebou za daný čas, budou mít odlišné průběhy odebíraného výkonu v čase. Proto se pro výpočet využívají především tři principy, a to: modely založené na datech (vytvářeny statistickými metodami nebo strojovým učením), fyzikální modely (založeny na termodynamických zákonech) a kombinace těchto dvou modelů [4]. Základem pro každý model jsou vstupní data, od kterých se následně odvíjí způsob a metoda výpočtu. Konstrukce modelů založených na datech se obvykle skládá ze čtyř základních kroků, a to: sběr dat, jejich předzpracování, zkoušení modelu pomocí testovací sady dat a jeho následné testování na reálném příkladu s vyhodnocením přesnosti predikce. Úskalím zde může být dostatečně nereprezentativní vzorek testovacích dat, kdy model může na testovaných datech fungovat dle očekávání, v realu však na větším vzorku dat nemusí dosahovat požadované přesnosti predikce [2].

1.1 Přístupy k modelování

Při modelování křivek odběrů se vychází převážně ze dvou metod, a to shora dolů (top-down) a zdola nahoru (bottom-up), popřípadě z jejich kombinace (hybridní modely), jak je patrné na obrázku 1.1. Podle způsobu generování diverzity se dále rozlišují typy modelů na [3]:

- Deterministický model statistického rozdělení – jedná se o desagregaci naměřeného profilu zatížení pro jednotlivé domácnosti, přičemž diverzita je již zahrnuta v naměřených datech.

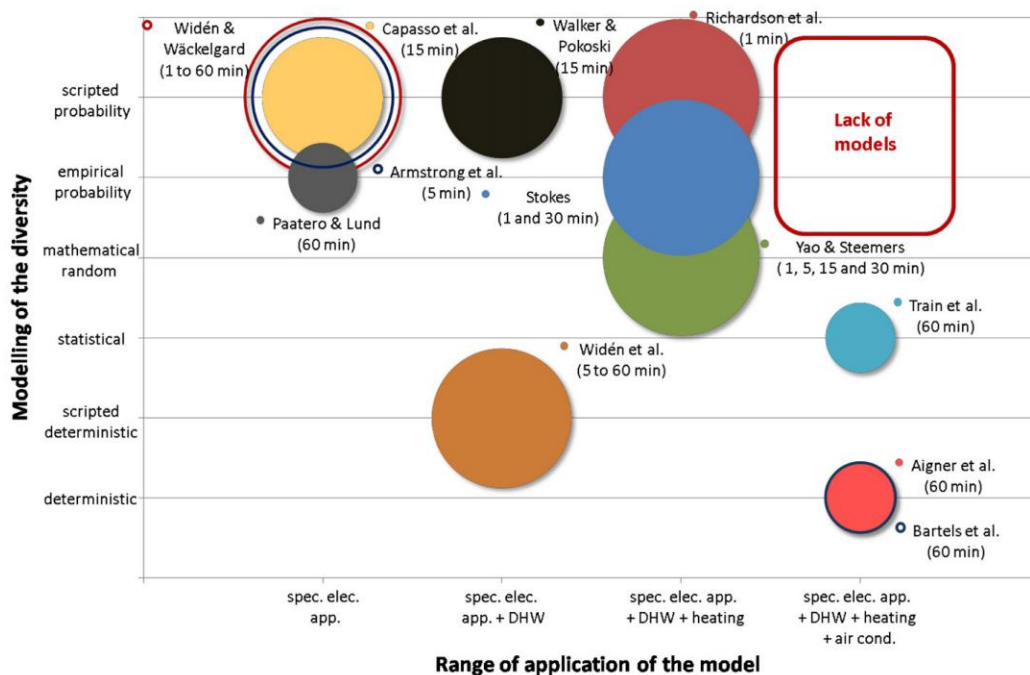
- Pravděpodobnostní empirický model – vychází se ze zaznamenaného chování lidí, na základě kterého se vytvoří pravděpodobnostní model.
- Model založený na průzkumu využití času (Time use survey – TUS) – základem jsou časové deníky obyvatel, ze kterých se podle aktivit určí odběrové diagramy.
- Statistický inženýrský model – vychází se z naměřených dat (údaje o spotřebičích, počasí, obydlí atd.) a koeficientů odvozených ze zátěžových křivek a socioekonomických údajů.



Obrázek 1.1 Klasifikace modelů křivek zatížení dle [3]

Do budoucna se počítá s nástupem inteligentních elektroměrů a s nimi spojeným sběrem velkého množství dat, kde se při výběru dobrého reprezentativního vzorku domácností dojde k přesnější predikci, než je tomu doposud. Dalším inovativním směrem je tzv. behaviorální energetická účinnost, která se ve větší míře zaměřuje na chování obyvatel při spotřebě elektrické energie, je zde však vyšší náročnost získu relevantních dat a jejich následné předzpracování [4].

Dalším možným dělením modelů je časové rozlišení, závislém na vzorkovací frekvenci vstupních dat, kde rozlišujeme nízkou (hodiny až 15 min), střední (15 min až 1 min) a vysokou vzorkovací frekvenci (1 min až 1 s), přičemž většina modelů počítá se vzorkováním po jedné hodině [5]. U modelů je ideálně požadováno co nejmenší časové vzorkování, zahrnutí co možná nejvíce reálných aplikací, které mají dopad na spotřebu, a využití co nejpřesnější výpočetní metody. V dnešní době je stále problém s vytvořením takovýchto modelů blížících se ideálnímu řešení, jak je znázorněno na obrázku 1.2, kde průměr kruhů znázorňujících jednotlivé metody je nepřímě úměrný časovému rozlišení [3]. I když se již dají najít první modely reflektující tyto nedostatky, například [6], který pracuje s časovým rozlišením po dvou vteřinách.



Obrázek 1.2 Schéma křížové analýzy modelů zátěžových křivek, převzato z [3]

1.1.1 Top-down model

U konstrukce zátěžových profilů domácností metodou top-down se vychází z agregované spotřeby (například národních energetických statistik, měření na transformátorech VN/NN apod.), která se postupně rozdělí na jednotlivé odběratele. Podle Patera a kolegů [6] jsou spíše vhodné pro predikci spotřeby veřejných služeb, jelikož u modelování jednotlivých domácností je horší rozlišitelnost výsledných odběrů. Tyto modely jsou také využitelné pro studie odezvy na poptávku, dimenzování transformátorů, akumulace a distribuční soustavy [3][5].

Vstupními daty jsou zde makroproměnné (celková spotřeba energie v dané lokalitě, ekonomické ukazatele, charakteristiky bytů a obyvatel, jejich chování, historické údaje o spotřebě, počasí atd.) a/nebo stochastické predikce, které jsou založeny na analýze časových řad.

Postupy vytváření modelů se obvykle řídí dle následujících kroků [5]:

- 1) Získat historická data o spotřebě s určitou vzorkovací frekvencí
- 2) Určit makroproměnné (historická spotřeba elektřiny, počasí, charakteristiky obyvatel atd.)
- 3) Kategorizovat kombinace makroproměnných (agregace jednotlivých makroproměnných a korelace mezi nimi)
- 4) Analýza časových řad z historických údajů pro určení stochastických predikcí
- 5) Zkombinování makrodat se stochastickými prediktory a vytvoření modelu
- 6) Ověření modelu srovnáním simulace s reálnými naměřenými daty

Výhody modelu jsou následující [5]:

- Nejsou potřeba data o jednotlivých spotřebičích, stačí méně vstupních dat
- Nízká úroveň složitosti modelování

Nevýhody modelu [5]:

- Potřeba historických údajů o domácnostech
- Menší časová rozlišitelnost – větší vzorkovací frekvence, proto je metoda vhodnější pro dlouhodobé predikce

1.1.2 Bottom-up model

Ke konstrukci zátěžových profilů se využívá velkého množství dat, pomocí kterého se obvykle nasimulují jednotlivé spotřebiče (popřípadě odběry jednotlivých skupin spotřebičů) a jejich využití v čase, z čehož následně lze získat odběrové diagramy jednotlivých zákazníků. Zároveň se dle [7] jedná o nejlepší způsob pro integraci distribuované výroby v rezidenčním sektoru. Model také obsahuje větší diverzitu, dá se tak přizpůsobit různým scénářům při posuzování budoucí možnosti řízení poptávky.

Vstupními daty mohou být například vzorce chování lidí, charakteristiky domů (velikost, uspořádání, energetická náročnost vytápění), povětrnostní podmínky, charakteristiky jednotlivých spotřebičů [5]. Díky charakteru vstupních dat se zde dají snadno zakomponovat nové technologie, popřípadě vyloučit již nepoužívané spotřebiče. Vzorkovací frekvence zde bývá obvykle v rozsahu 10, 15, nebo 60 minut [5]. Získaná data se následně mohou extrapolovat na obec/město, stát či větší celek.

Postupy vytváření modelů se obvykle řídí dle následujících kroků [5]:

- 1) Určení mikro-proměnných – simulace jednotlivých spotřebičů, vytápění atd.
- 2) Určení vzorců chování spotřebitelů
- 3) Vytvoření individuálních profilů spotřeby jednotlivých spotřebičů
- 4) Agregace profilů jednotlivých spotřebičů pro danou domácnost a dané časové období
- 5) Ověření modelu srovnáním simulace s reálnými naměřenými daty

Výhody modelu jsou následující [5]:

- Není potřeba historické spotřeby dat
- Velice vhodné pro testování implementace nových technologií (modely predikce budoucí spotřeby)
- Získá se velice přesných výsledků

Nevýhody modelu [5]:

- Výpočetně náročné
- Vysoké požadavky na vstupní data

1.1.3 Hybridní model

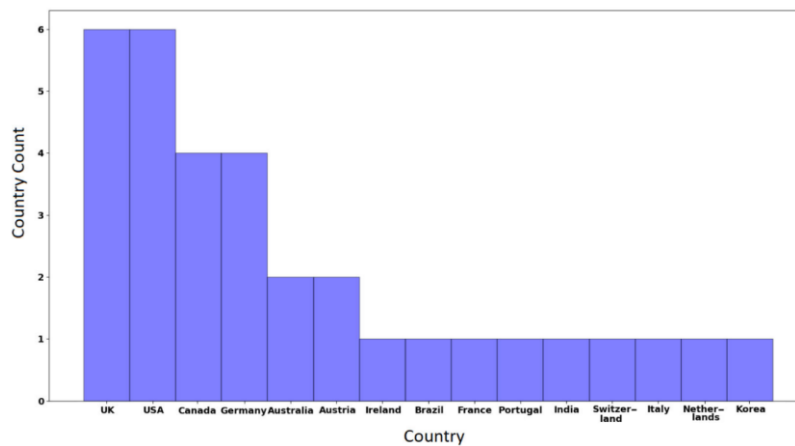
Využívá se především pro modelování řízení poptávky a vstupy obvykle bývá chytré měření. Dále model kombinuje model top-down a botton-up v různém poměru, proto nelze přesně definovat jeho charakteristiky. Tyto modely jsou nejméně rozšířené, ale s příchodem chytrého měření mají větší potenciál růstu, protože dosahují poměrně vysoké přesnosti [5].

1.1.4 Umělé neuronové sítě

Alternativou k modelům založených na statistických funkcích jsou například modely využívající strojové učení. U umělých neuronových sítí se jedná o nelineární výpočetní model, který obsahuje tři sekvenční vrstvy a to: vstupní, skrytou a výstupní vrstvu. V každé vrstvě se nachází několik neuronů, které jsou navzájem mezi vrstvami propojeny a váhovány. Tyto modely vykazují vysokou přesnost, nevýhodou je však potřeba velkého množství stupních dat pro trénink [8]. Modely jsou rigidní a při rychlých změnách chování spotřebitelů, jak k tomu dochází v dnešní době, nejsou zcela přizpůsobivé. Zároveň většina modelů, které dnes existují, pracují se střednědobým až dlouhodobým časovým horizontem [9]. Obecně lze říci, že metod založených na umělé inteligenci je více, kromě umělých neuronových sítí například i „Support Vector Machine“, všechny však vykazují vysokou přesnost výsledků. V této práci se ovšem tyto metody nevyužijí z důvodů nižší kvality vstupních dat. Případný popis metod založených na umělé inteligenci lze nastudovat v [8] a [9].

1.2 Datové sady

Jedním z úskalí vytváření přesných modelů jsou vstupní datové sady. Sběr dat je časově i finančně náročný, zároveň je v dnešní době brán velký důraz na anonymizaci dat, která je však spojena s jejich možným zkreslením, či ztrátou kvality. Většina datových sad není volně dostupná, protože jsou vytvářeny na zakázku pro konkrétní státní instituce, nebo distribučními společnostmi. Z volně dostupných dat pochází nejvíce modelů z Velké Británie a USA, jak je patrné z obrázku 1.3. Dalším limitujícím faktorem může být vzorkovací frekvence, což opět sníží základnu volně dostupných použitelných dat, jelikož konkrétně pro účely simulace odběru domácností, se zaměřením na spotřebu v průběhu dne, jsou modely s nižší vzorkovací frekvencí nepoužitelné. Částečný přehled volně dostupných modelů je znázorněn na obrázku 1.4, přičemž odkazy na jednotlivé datové sady lze získat z [10].



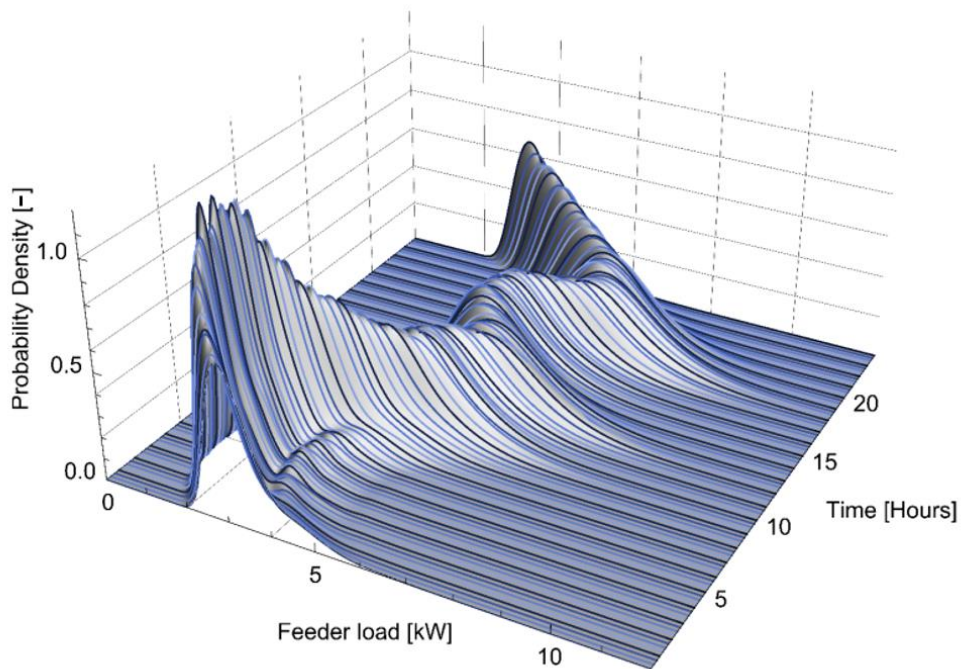
Obrázek 1.3 Počty volně dostupných datových sad z jednotlivých zemí, převzato z [5]

Dataset	Location	Duration	No. of houses (buildings)	No. of appliance instances	Sampling rate
REDD	USA	3~19 days	6 houses	10~24 per house	15 kHz (aggregate only), 1 Hz (aggregate), 1/3 Hz (appliance)
BLUED	USA	8 days	1 house	43 (on-off tag)	12 kHz (aggregate only)
Smart	USA	3 months	3 houses	21~26 per house	1 Hz (aggregate and appliance)
Tracebase	Germany	1 day	N/A	122	1 Hz (appliance only)
BERDS	USA	1 year	1 house	4	20 sec. (aggregate and appliance)
AMPds	Canada	1 year	1 house	19	1 min. (aggregate and appliance)
iAWE	India	73 days	1 house	33	1 Hz (aggregate), 1 Hz or 6 sec. (appliance)
GREEND	Austria/Italy	1 year	9 houses	9 per house	1 Hz (aggregate and appliance)
ECO	Switzerland	8 months	6 houses	7~10 per house	1 Hz (aggregate and appliance)
PLAID	USA	5 seconds	N/A	1074	30 kHz (appliance only)
COMBED	India	1 month	6 buildings	200	30 sec. (aggregate and appliance)
DRED	Holand	6 months	1 house	12	1 Hz (aggregate and appliance)
Dataport	USA	4+ years	1200+ houses	~70 per house	1 Hz to 1 min. (aggregated and appliance)
UK-DALE	UK	2.5 years	5 houses	5~54 per house	16 kHz (aggregate), 6 sec. (appliance)
AMPds2	Canada	2 years	1 house	21	1 min. (aggregate and appliance)
REFIT	UK	2 years	20 houses	9 per house	8 sec. (aggregate and appliance)
RAE	Canada	72 days	1 house	24	1 Hz (aggregate and appliance)
I-BLEND	India	52 months	7 buildings	N/A	1 min. (aggregate only)
ENERTALK	Korea	29~122 days	22	1~7	15 Hz (aggregate and appliance)

Obrázek 1.4 Seznam volně dostupných datových sad, převzato z [10]

1.3 PREdistribuce, a. s.

Z českých PDS se touto problematikou v posledních letech zabývá PREdistribuce, a. s. (dále PREdi) ve spolupráci s FEL ČVUT především z hlediska zisku možné flexibility na hladině NN a tím pádem i zvýšení připojitelnosti dalších odběratelů. Hlavním cílem je zde správné nastavení tzv. síťového semaforu, který udává kolik flexibility je možné poskytnout v daném místě, k čemuž PREdi využívá data z průběhových i neprůběhových měření a dispečerské měření v reálném čase v kombinaci s typovými diagramy dodávek elektřiny. Tento nástroj se využívá především pro vývody transformátorů, na kterých není osazeno chytré měření a skutečné hodnoty výkonů v reálném čase je potřeba nasimulovat. Pro potřeby modelu stačí simulovat pouze vývody z transformátorů na straně NN s časovým rozlišením 15 minut [11]. Výsledkem pak může být rozložení hustoty pravděpodobnosti po patnácti minutách pro dané odběrné místo, jak je znázorněno na obrázku 1.5 [11]:



Obrázek 1.5 Průběhy hustot pravděpodobnosti u odběrného místa během 24 hodin, převzato z [11]

2. MODEL ODBĚROVÉHO DIAGRAMU DOMÁCNOSTÍ

Různých modelů již bylo publikováno značné množství, u většiny však nejsou volně přístupná vstupní data, jelikož jejich získání obvykle stojí značné prostředky. Zároveň u modelů chybí bližší přesnější popis, dle kterého by se daly reprodukovat, proto tato práce vychází z volně dostupných dat a veškeré postupy jsou přehledně popsány. Vědecké práce se obvykle zaměřují pouze na jeden přístup, kterým modelují všechny spotřebiče, v této práci však byly pro různé skupiny spotřebičů vybrány odlišné metody výpočtu, aby se i přes nižší kvalitu vstupních dat dosáhlo optimálního výsledku.

2.1 Vstupní data

Z veřejně dostupných potenciálně použitelných dat byly vyhodnoceny za optimální data TUS. Pro naši zeměpisnou šířku a socioekonomické aspekty byly vybrány TUS data z Velké Británie z roku 2014-2015 [12], dále jsou volně dostupné například i data TUS ze Spojených států amerických, nebo z Evropské unie prostřednictvím Eurostatu, pro získání těchto dat je však časově i byrokraticky složitější postup. Data TUS z Velké Británie obsahují 16 533 záznamů, přičemž každý záznam značí deník aktivit jednoho člověka, u kterého lze určit věk, počet členů v rodině, aktivity v daný den s rozlišením po deseti minutách, místo na kterém se člověk nacházel s rozlišením po deseti minutách atd.

Dalšími vstupními daty byly hodnoty měření všech jističů ve dvou kanadských domácnostech po 59 dní a 72 dní, s rozlišením po jedné vteřině, přičemž byla specifikována rozloha domu, rok výstavby, rekonstrukce, počet lidí v dané domácnosti, způsob vytápění atd. [13].

Pro simulaci odběrů jednotlivých spotřebičů byla požadována co největší vzorkovací frekvence (po 1 vteřině), což značně omezilo počet použitelných datových sad. Proto byla nakonec použita datová sada zahrnující měření odběrů jednotlivých spotřebičů v jedné turecké dvoučlenné domácnosti s podrobnou analýzou jednotlivých spotřebičů z hlediska jejich profilů zátěže, dále jejich provozní režimy, nebo cykly [14]. Konkrétní spotřebiče měřené v této studii jsou zaznamenány na obrázku 2.1.

ID	Device	Model	Efficiency Rating	Average Power Ratio
SP1	Refrigerator	Bosch KDN56AW35N	A++	309 kWh/year
SP2	Washing Machine	Bosch WAT24460TR	A+++	0.70 kWh-40 °C
SP3	Dishwasher	Bosch SMS43D12TR	A+	1.02 kWh
SP4	Oven	Bosch HBN551E1T	A	0.79 kWh
SP5	Iron	Tefal Ultimate 400		2600 Wh
SP6	Hair Dryer	Fakir Cosmic 2000		2000 Wh
SP7	Kettle	Clatronic WKS2882		2400 Wh
SP8	Range Hood	Ferre FMP600		145Wh
SP9	Toast Machine	Arzum AR279		1800 Wh
SP10	LED Television	LG 47LB670V	A+	70 kWh/year
SP11	PC	Case	Standard	-
	Monitor 1	LG E1960 LCD		17 Wh
	Monitor 2	LG W2846L LED		28 Wh
	Speaker	Creative A60		5.5 Wh
SP12	Printer	Samsung ML-1610		300 Wh

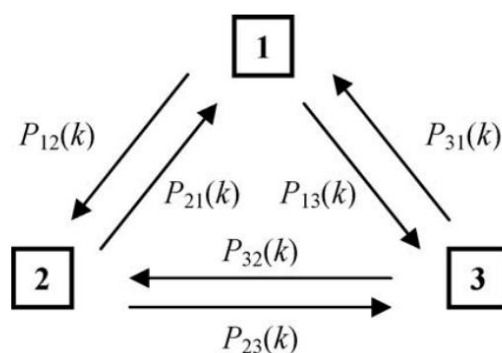
Obrázek 2.1 Měřené spotřebiče, na základě kterých byly nasimulovány odběry, převzato z [14]

Odběry zbylých spotřebičů, které neobsahovaly předchozí datové sady, byly přebrány z měření třinácti domácností v rozsahu jednoho měsíce [15] a datové sady z měření německých domácností [16], vše s rozlišením 1-10 s.

Pro zhodnocení výsledků byly dále od PREDi poskytnuta data z měření vývodů transformátoru VN/NN v Praze z panelových domů a měření odběrů jednotlivých bytů s rozlišením po pěti minutách [17]. Další data pro porovnání byla získána z datového souboru obsahujícího měření odběrů 74 německých domácností se syntetizovaným rozlišením po 1 minutě a 1 vteřině, zpracovaného Institutem pro budoucí energetické systémy [18]. Obě datové sady pro zhodnocení přesnosti predikce obsahují měření P a Q jednotlivých fází, data z PREDi také účinník jednotlivých fází.

2.2 Obsazenost obydlí

Načasování využití jednotlivých spotřebičů v domácnosti je závislé především na chování lidí, proto byly pro simulaci obsazenosti vybrány data z TUS, které nejlépe odráží realistické vzorce chování. K modelování obsazenosti lze přistupovat různými způsoby, dle kvality vstupních dat, nejjednoduššími způsoby může být například Poissonovo rozdělení, nebo metoda Monte Carlo. Pro vybraná vstupní data však vychází optimální řešení přes nehomogenní Markovův řetězec v kombinaci s Monte Carlo metodou. Markovův řetězec se v těchto případech obvykle realizuje jako dvoustavový s rozlišením jednotlivých rodin (viz [19]), nebo jako třístavový prvního řádu, dle [20], který byl vybrán pro tento případ. Bude se tedy operovat se třemi stavy obyvatel, a to stav 1 (člověk se nachází mimo obydlí), 2 (člověk je doma a aktivní) a 3 (člověk je doma a neaktivní – spí). Model bude vycházet z pravděpodobností přechodu mezi těmito třemi stavy (viz obrázek 2.2).



Obrázek 2.2 Stavy obsazenosti a pravděpodobnosti přechodu mezi stavy, převzato z [20]

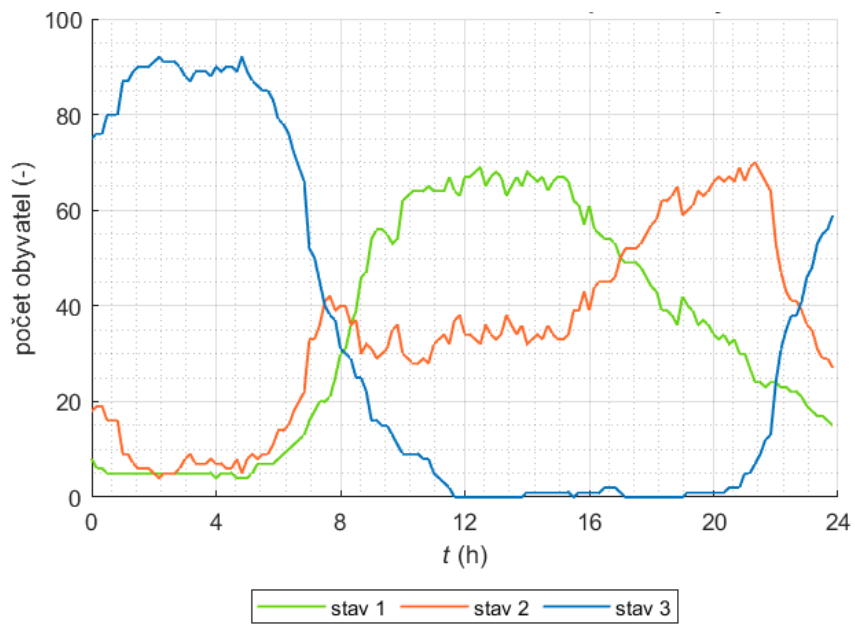
Pro každý desetiminutový interval k ($k \in \{1; 144\}$) se vypočte pravděpodobnost přechodu mezi jednotlivými stavy (rovnice (2.1)) a pravděpodobnost setrvání v předchozím stavu a sestaví se přechodová matice pravděpodobností (rovnice (2.2)), kde součet každého sloupce i řádku musí být roven jedné. Pomocí této matice se následně vygeneruje syntetická posloupnost stavů pro každý časový krok, přičemž časové rozlišení může být vyšší než u vstupních dat.

$$p_{ij}(k) = \frac{n_{ij}(k)}{n_i(k)} \quad (2.1)$$

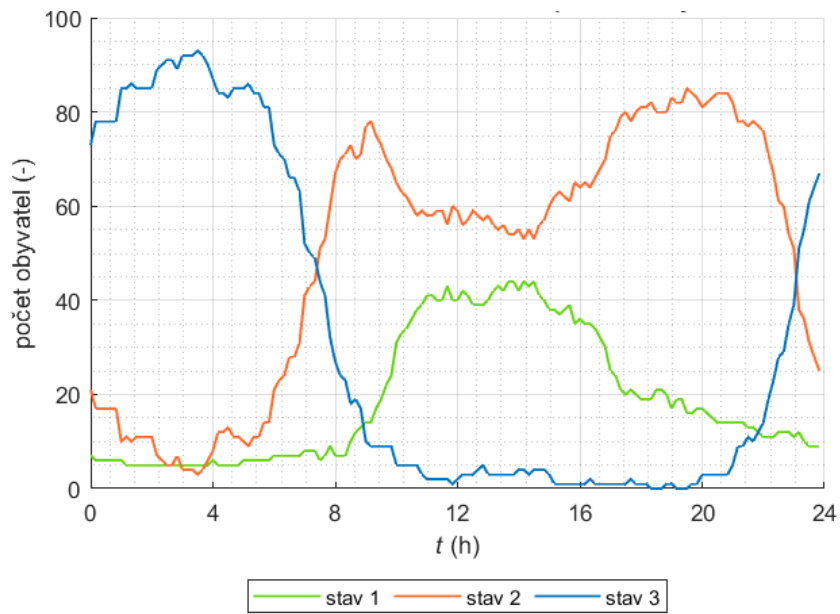
$$M(k) = \begin{pmatrix} p_{11}(k) & p_{12}(k) & p_{13}(k) \\ p_{21}(k) & p_{22}(k) & p_{23}(k) \\ p_{31}(k) & p_{32}(k) & p_{33}(k) \end{pmatrix} \quad (2.2)$$

Kde $n_{ij}(k)$ je počet lidí, kteří přešli v kroku $k+1$ ze stavu i do stavu j , a $n_i(k)$ je počet lidí, kteří přešli ze stavu i v kroku $k+1$, tedy $n_i(k) = \sum_{j=1}^3 n_{ij}(k)$. Pokud by v určitém časovém kroku vycházel u některého z přechodů nulová hodnota, musely by se agregovat časové intervaly.

Toto rozdělení obsazenosti bylo následně rozděleno na víkendy a všední dny, jak je patrné z grafů na obrázcích 2.3 a 2.4.



Obrázek 2.3 Simulace obsazenosti obydlí ve všední den pro 100 lidí



Obrázek 2.4 Simulace obsazenosti obydlí o víkendu pro 100 lidí

2.3 Modely spotřebičů

Domácí spotřebiče lze rozdělit do několika kategorií, a to podle typu modelu na modely fyzikální spojené s pravděpodobnostními (osvětlení, vytápění, ohřev vody) a pravděpodobnostní (ostatní domácí spotřebiče). Další dělení zátěží je dle způsobu modelování na následující kategorie, přičemž většina spotřebičů má určitá specifika a nelze je tím pádem zcela jednoznačně zařadit pouze do jedné skupiny, ale je potřeba zohlednit individuality každého při jeho modelování:

- základní zatížení (např. lednice, mrazák, modem) - aplikace které mají víceméně konstantní odběr a nejsou závislé na obsazenosti
- behaviorální zátěže - tyto činnosti závisí na více faktorech a ve větší míře je lze vyčíst z dat TUS a dále je lze rozdělit na:
 - proměnlivou zátěž (např. pračka, myčka, TV) – mají různé módy a proměnlivou spotřebu danou vybraným pracovním cyklem
 - zapnuto/vypnuto (např. varná konvice, toustovač, vysavač) – mají dva pracovní módy a jejich spotřeba při běhu je víceméně konstantní
 - regulovatelná spotřeba (např. sporák, žehlička, fén) – uživatel může při běhu regulovat spotřebu
- obecné zátěže (např. bojler, vytápění, osvětlení) – kromě obsazenosti tyto spotřebiče závisí na dalších faktorech, jako je například roční období, teplota uvnitř budovy, počasí.

Při simulaci byl brán primárně důraz na větší aplikace, které mají zásadní dopad na spotřebu domácností, tyto aplikace byly určeny z britského šetření spotřeby v domácnostech [21] a jednotlivé aplikace jsou sepsány v obrázku 2.5.

typ spotřeby	průměrná spotřeba za rok (kWh)	dopad na spotřebu domácnosti (%)
neznámá spotřeba	819	20
chladicí/mrazicí zařízení	566	13,8
audiovizuální technika	537	13,2
svícení	483	11,8
vaření/příprava jídla	448	10,9
praní	437	10,7
vytápění	227	5,5
ICT	207	5,1
drobné spotřebiče	173	4,2
sprcha/mytí	112	2,7
ohřev vody	85	2,1

Obrázek 2.5 Průměrná spotřeba jednotlivých aplikací v domácnostech, převzato z [21]

Pro lepší přehlednost byla zpracována tabulka na obrázku 2.6, ve které jsou zobrazeny jednotlivé spotřebiče a k nim přiřazeny účinníky, které byly využity pro simulaci odběru jalového výkonu, dle rovnice (2.4).

Spotřebič	cos(φ) (-)	Spotřebič	cos(φ) (-)
Lednice s mrazákem	0,8	Trouba	1
Router	0,2 (kap.)	Žehlička	1
Drobné spotřebiče	0,95	Pračka	0,95
Televize	0,95	Tiskárna	0,85
Počítač	0,85	Myčka	0,95
Varná konvice	1	Bojler	1
Osvětlení	0,8	Elektrické vytápění	1
Fén	1	Klimatizace	0,95
Vysavač	0,8		

Obrázek 2.6 Seznam nasimulovaných spotřebičů s jejich účinníky

$$Q_i = P_i \cdot \tan(\varphi_i) \quad (2.3)$$

Kde:

Q_i jalový výkon (var)

P_i činný výkon (W)

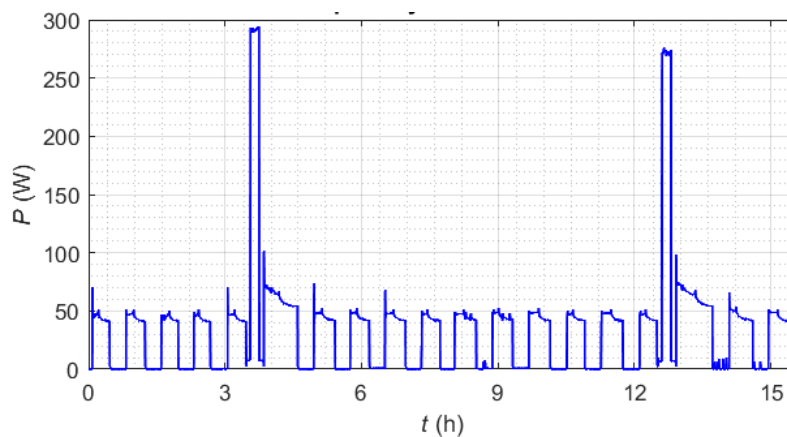
φ_i fázový posuv mezi napětím a proudem (°)

2.3.1 Základní zatížení

Tyto spotřebiče mají kontinuální odběr po celý den, jsou minimálně závislé na obsazenosti a jejich penetrace je skrze všechny domácnosti.

Lednice s mrazákem

Jelikož v roce 2021 vlastnilo dle [22] 93,8 % českých domácností chladničku s mrazákem, bylo pro zjednodušení uvažováno její zastoupení ve všech domácnostech. Pro simulaci byla použita naměřená data chladničky z [14], která se s různým časovým posuvem přiřadila jednotlivým domácnostem. Přičemž měřená lednice měla avizovanou spotřebu 309 kWh/rok, průměrná spotřeba napříč domácnostmi dle Českého statistického úřadu (dále jen ČSU), z roku 2021 [22], však činí 249,5 kWh/rok, proto byla hodnota zkorigována. U spotřebiče byl také zkoumán dopad otevírání dveří, který byl nakonec vyhodnocen za zanedbatelný. Například podle měření [14] je dopad při otevření dveří, třikrát v jedné hodině na 15 s, zvýšení spotřeby okolo 4 W/h. Průměrný příkon lednice činil 33 W, v odmrazovacím 15minutovém cyklu však její spotřeba vzrostla na 280 W, jak je patrné z obrázku 2.7.



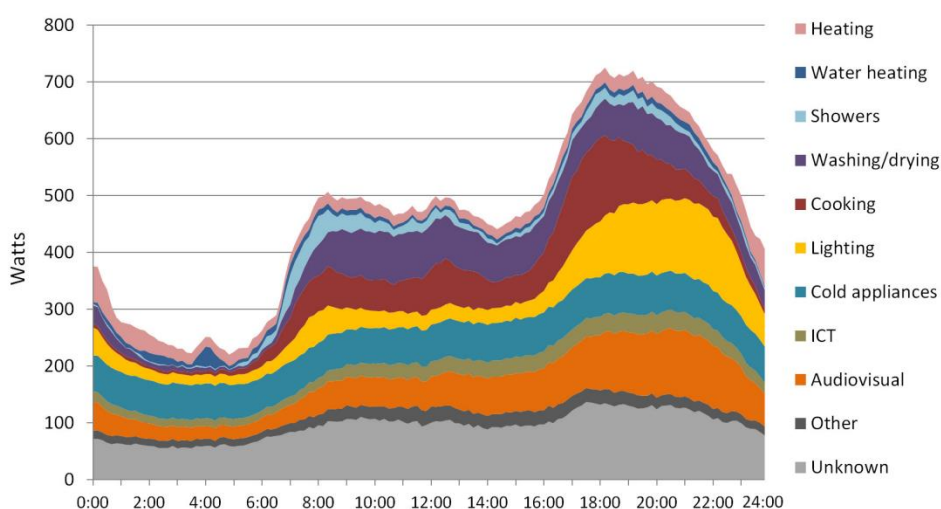
Obrázek 2.7 Průběh spotřeby lednice s mrazákem

Router

Router také vycházel z měřených hodnot [16], přičemž jeho spotřeba se nepravidelně pohybovala mezi 4 W až 6 W, s ohledem na nízký dopad na výslednou spotřebu zde byl naměřený průběh s různým časovým posuvem implementován do všech domácností.

Drobné spotřebiče

Jak je patrné z obrázku 2.8, po nasimulování větších spotřebičů stále zůstává určité pásmo spotřeby, které se velmi špatně identifikuje, může se jednat o drobné domácí spotřebiče, které jsou trvale zapojeny do sítě, pohotovostní režimy větších spotřebičů, ale i výkonové ztráty jističů. Proto bylo v simulaci po zjednodušení toto pásmo nahrazeno konstantní spotřebou 100 W po celý den, což přibližně odpovídá i datům z britského průzkumu spotřeby domácností [21].



Obrázek 2.8 Průměrná denní spotřeba domácnosti v Británii, převzato z [21]

2.3.2 Behaviorální zátěž

Při modelování těchto zátěží se nejprve nasimuloval průběh odběru daného spotřebiče pomocí dat z měření spotřeb jednotlivých zařízení (pračka, myčka nádobí, trouba, žehlička, fén, rychlovarná konvice, toustovač, TV, PC s příslušenstvím a tiskárna byly namodelovány dle [14], kávovar, vysavač a mikrovlnná trouba byly následně namodelovány dle [16]). Následně proběhlo váhování spotřeb vybraných spotřebičů dle průměrných hodnot odběrů těchto spotřebičů z dat ČSU [22]. Poté se z dat TUS pro každý spotřebič vypočetl počet zapnutí, čas, ve kterém k zapnutí dojde, a doba běhu spotřebiče, vše rozděleno dle typu domácností (domácnost s 1-7 členy) a dne v týdnu (všední den/víkend).

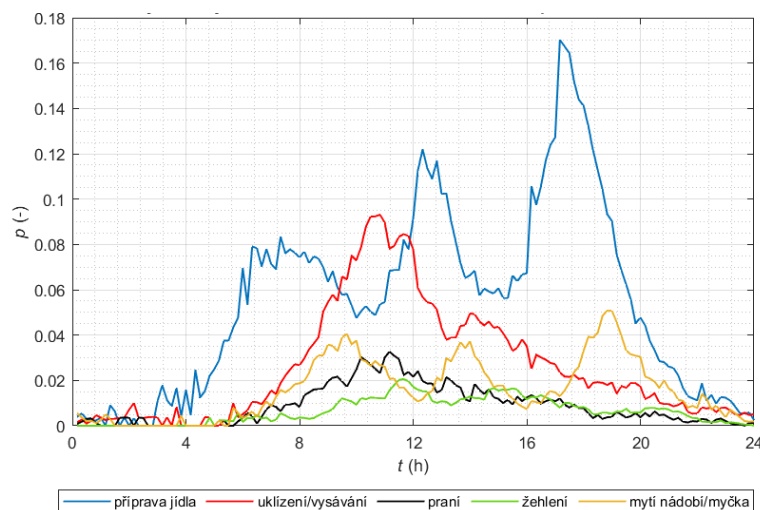
Počet zapnutí

Z dat TUS byly dle začátků a konců jednotlivých aktivit určeny počty zapnutí jednotlivých spotřebičů pro jednotlivé záznamy a dále byly pomocí středních hodnot (μ) a rozptylů (σ) těchto dat, přes domácnosti každého typu, nasimulovány normálním rozdělením (rovnice (2.4)) počty zapnutí daného spotřebiče ve dni s ohledem na víkend či všední den.

$$F(x) = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} dx \quad (2.4)$$

Čas zapnutí

Pro určení času v průběhu dne, ve kterém se realizuje zapnutí spotřebičů, bylo potřeba určit pravděpodobnost, že daná aktivita nastane. Z dat TUS tak bylo vypočteno kolik lidí v průběhu dne vykonává danou aktivitu ku počtu aktivních lidí v domácnostech. Příklady dílčí části aktivit jsou znázorněny na obrázku 2.9.



Obrázek 2.9 Poměr lidí vykonávající určitou aktivitu vůči aktivním lidem v domácnostech pro dvoučlenou domácnost

Doba běhu

K určení doby běhu spotřebičů byla nejprve z dat TUS určena průměrná doba běhu spotřebiče na základě jeho zapnutí v daném časovém intervalu (intervaly po 10 minutách dány charakterem vstupních dat), tzn. jak dlouho spotřebič poběží, zapne-li se v daném časovém intervalu. Dále byla takto získaná data vyhodnocena statistickými testy (Kolmogorov-Smirnov test a Chí-kvadrát test), pomocí kterých byla získaná distribuce porovnána s devíti pravděpodobnostními rozděleními. Podle rozdělení, u kterého vycházela největší přesnost shody, byly následně nasimulovány hodnoty doby běhu daného spotřebiče v daném typu domácnosti přes celý den (třírozměrné matice pravděpodobností pro každé rozdělení). V případě většího množství vstupních dat s jemnějším vzorkováním, například po implementaci AMM, je možné tuto metodiku aplikovat přímo na odběrové křivky, jak je nasimulováno ve [23].

Rozdělení, která by mohla vykazovat dobrou shodu s ohledem na charakter dat, byla vybrána dle [23], přičemž při porovnání s každým rozdělením byla požadována alespoň 90 % shoda, aby byla data nasimulována dle daného rozdělení. Pokud shody nebylo dosaženo, data byla nasimulována pomocí distribuční funkce, která s největší pravděpodobností odpovídá vstupním datům. Jestliže však, s ohledem na nedostatek dat, nebyla vybrána žádná funkce, byla doba běhu daného spotřebiče běhu nasimulována pomocí rovnoměrného rozdělení, k čemuž docházelo především u vícečlenných rodin (5 až 7členné rodiny), u kterých nebyl dostatek záznamů dané aktivity.

Pro každý spotřebič nejprve proběhlo vyhodnocení pomocí Kolmogorov-Smirnov testu (dále jen K-S test), popřípadě Chí-kvadrát testu a následné porovnání s normálním rozdělením (rovnice (2.5)), kde bylo potřeba určit střední hodnotu dat (μ) a jejich rozptyl (σ), přičemž byla uvažována kumulativní distribuční funkce.

$$F(x) = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} dx \quad (2.5)$$

Jestliže pro daný test nevyšla optimální shoda, simulace probíhala obdobně pro další rozdělení. Následovalo exponenciální rozdělení definováno parametrem λ dle rovnice (2.6).

$$F(x) = 1 - e^{-\lambda x} \quad (2.6)$$

Weibullovo rozdělení je definováno dle rovnice (2.7), kde β je parametr měřítka a α je parametr tvaru.

$$F(x) = 1 - e^{-(\beta x)^\alpha} \quad (2.7)$$

Log-normální rozdělení je definováno dle rovnice (2.8), kde μ je střední hodnota a σ je směrodatná odchylka.

$$f(x) = \frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\ln x - \mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (2.8)$$

Log-logistické rozdělení je definováno dle rovnice (2.9), kde μl je parametr polohy a s je parametr měřítka.

$$f(x) = \frac{e^{-\frac{(x-\mu l)}{s}}}{s \left(1 + e^{-\frac{(x-\mu l)}{s}}\right)^2} \quad (2.9)$$

Gamma rozdělení je definováno dle rovnice (2.10):

$$f(x) = \frac{\lambda_a (\lambda_a x)^{\alpha-1} e^{-\lambda_a x}}{\Gamma(\alpha)} \quad (2.10)$$

Rayleighovo rozdělení je definováno dle rovnice (2.11):

$$f(x) = \frac{x}{s^2} e^{-\frac{x^2}{2s^2}} \quad (2.11)$$

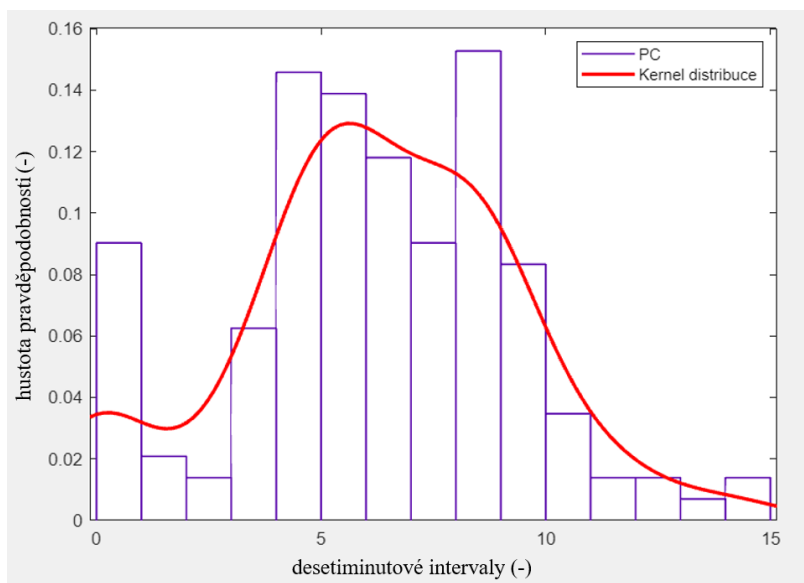
Paretovo rozdělení je definováno dle rovnice (2.12):

$$f(x) = \frac{1}{s} \left(1 + \alpha_a \frac{x - \mu l}{s}\right)^{-\left(\frac{1}{\alpha_a} + 1\right)} \quad (2.12)$$

Jako alternativa byla dále zvolena Kernel distribuce založená na odhadu hustoty jádra. Jedná se o neparametrickou metodu odhadu definovanou vyhlazovací funkcí a hodnotou šířky pásma, kde vyhlazovací funkce definuje tvar křivky pro generování pravděpodobnostní distribuční funkce (dále jen PDF) a šířka pásma udává hladkost výsledné křivky hustoty pravděpodobnosti. S ohledem na nižší kvalitu vstupních dat postačí pro odhad jader normální rozdělení, která po sečtení dají celkové jádro dat, tedy výslednou PDF. Funkci definuje následující rovnice (2.13), kde K je jádro a h je vyhlazovací parametr.

$$f(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x - x_i}{h}\right) \quad (2.13)$$

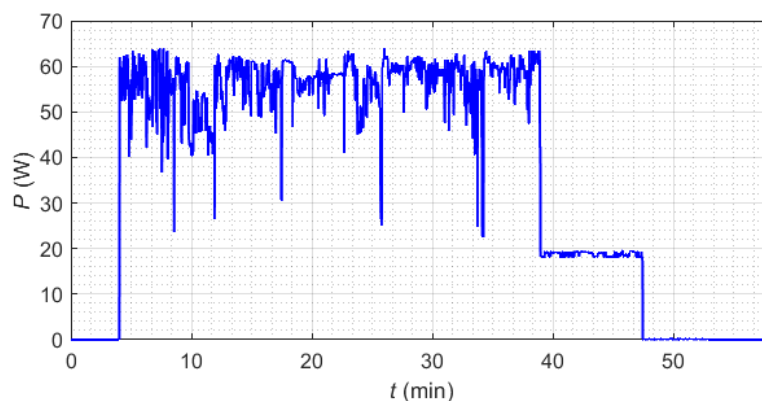
Většině spotřebičů vyšla nejlepší shoda právě s Kernel distribucí, což bylo dáno charakterem dat. Na obrázku 2.10 je zobrazeno nasimulované rozdělení Kernel distribucí pro počítač s příslušenstvím ve dvoučlenné domácnosti.



Obrázek 2.10 Simulace doby běhu počítače pomocí odhadu hustoty jádra pro dvoučlennou domácnost

Televize

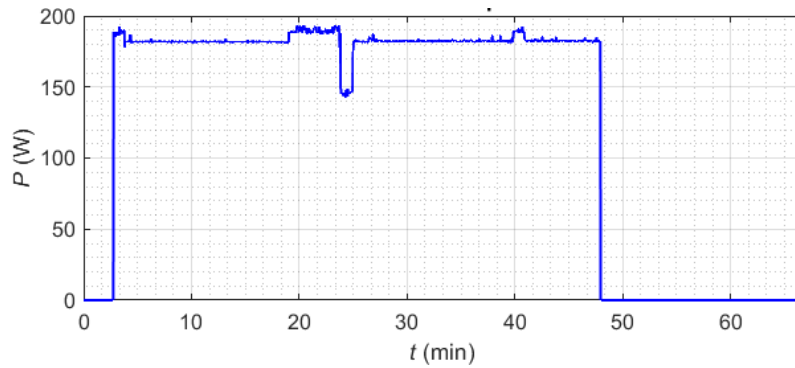
Pro simulaci odběru LED televize byla vybrána data z měření televize s příkonem 70 W [14]. Průběh spotřeby lze rozdělit na dvě části, a to na dobu běhu a dobu vypínání, jak je patrné ze simulovaného průběhu na obrázku 2.11, proto byly z naměřených dat odděleny průběhy při běhu a vypínání, které byly následně v simulaci nakombinovány podle požadované doby běhu. Při vypnutí televize dálkovým ovladačem byla dle [14] průměrná spotřeba okolo 19 W po dalších 10 minut.



Obrázek 2.11 Simulace odběru LED televize s příkonem 70 W

Počítač s příslušenstvím

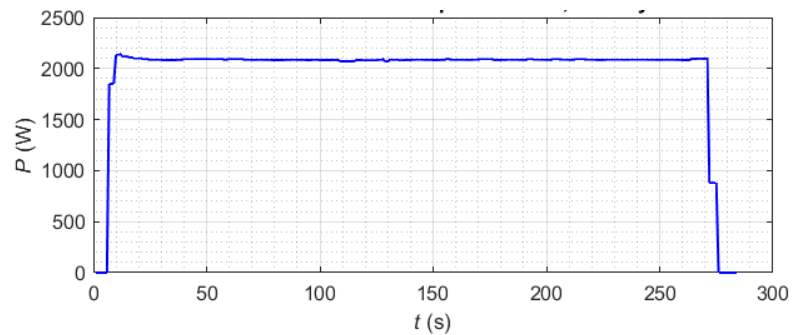
Spotřeba počítače byla měřena v sestavě se dvěma LCD monitory a reproduktorem, přičemž při běhu byla průměrná spotřeba sestavy 174 W, při zapnutém spořiči obrazovky okolo 140 W a při pohotovostním režimu 5 W (viz obrázek 2.12). Tyto průběhy byly opět nakombinovány podle chování lidí z dat TUS.



Obrázek 2.12 Simulace odběru počítače s příslušenstvím

Varná konvice

U konvice byl z naměřených hodnot nasimulován běh pro ohřev 0,5 litru vody za 1 min 53 s, 1 litru vody za 3 min 17 s a 1,5 litru vody za 4 min 30 s (viz obrázek 2.13). Tyto tři běhy byly následně rozděleny s určitou pravděpodobností k domácnostem, přičemž počet lidí v domácnosti je přímo úměrný množství ohřívané vody konvicí.



Obrázek 2.13 Odběr varné konvice při ohřevu 1,5 l vody

Fén

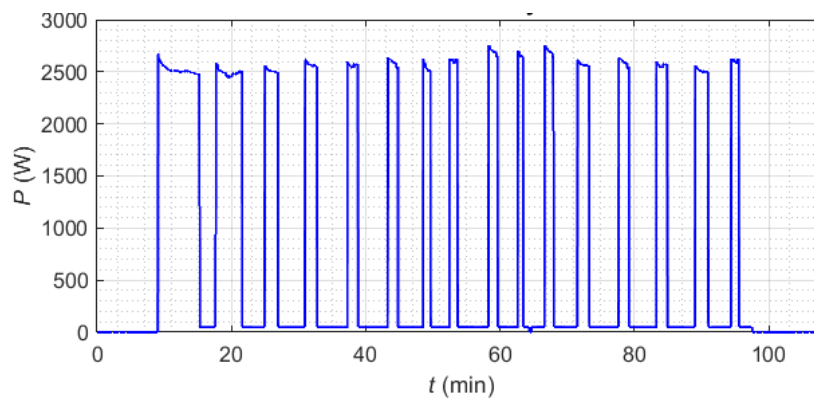
Obdobně jako konvice byla nasimulována i spotřeba fénu, jehož odběrová charakteristika se podobá odběru konvice a při běhu vykazuje příkon 1700 W, doba běhu je v řádu jednotek minut.

Vysavač

Odběr vysavače byl nasimulován dle dat z měření [16] a je obdobný s fénem a konvicí, tedy víceméně konstantní odběr při běhu, který kolísá v rozmezí nižších desítek wattů, přičemž příkon vysavače je 1300 W. Doba běhu se dle simulace pohybuje okolo 30 min.

Trouba

U trouby byl vybrán nejčastěji používaný běh a to na 180 °C, přičemž doba běhu se liší v závislosti na její simulaci. Z naměřených průběhů [14] bylo vybráno několik začátků po zapnutí, kde dochází k přehřevu a tím pádem k většímu odběru a za ně byly následně poskládány jednotlivé sepnutí pro udržení teploty podle doby běhu (obrázek 2.14).



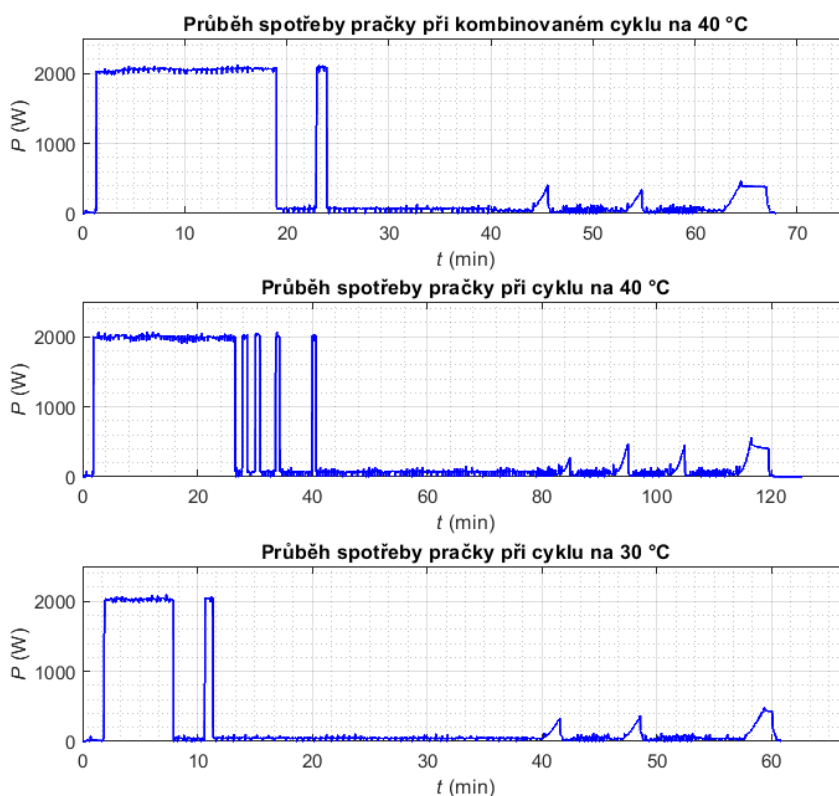
Obrázek 2.14 Simulace odběru trouby na 180 °C

Žehlička

Obdobným způsobem jako trouba byla nasimulována i spotřeba žehličky, u které dosahoval maximální odběr při ohřívání špiček 2200 W.

Pračka

Simulace odběru pračky vycházela opět z měření reálného spotřebiče [14], jednalo se o pračku na 8 kg prádla. Běh pračky je rozdělen do tří módů s určitou pravděpodobností, přičemž nasimulován je cyklus praní na 40 °C, který trvá 2 h a 6 min, dále na 30 °C, který trvá 1 h a 1 min a kombinovaný cyklus na 40 °C, který trvá 1 h a 6 min a je preferován především při praní ve všední den. Z průběhů (obrázek 2.15) je patrné, že většinu spotřeby tvoří ohřev vody ihned po spuštění, minoritní část poté tvoří odstředění, které lze pozorovat ke konci programu.



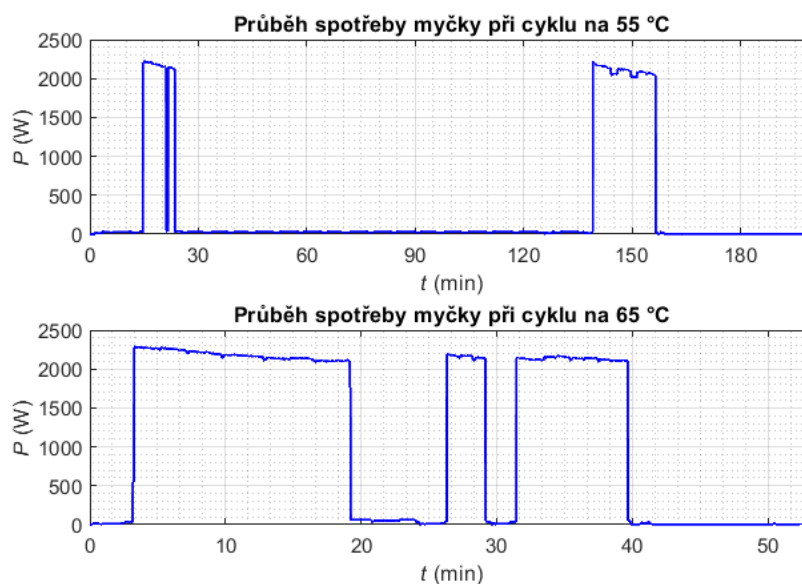
Obrázek 2.15 Průběh spotřeby pračky pro jednotlivé cykly

Tiskárna

Spotřeba tiskárny byla navázána na běh PC, kdy při jeho běhu nastává 5 % šance na zapnutí tiskárny. Z naměřených [14] a následně simulovaných dat vychází spotřeb tiskárny značně proměnná a ve špičkách může přesahovat i příkon přes 600 W, doba běhu je však obvykle v jednotkách minut.

Myčka

Obdobně jako u pračky byly u myčky, dle měřených dat [14], nasimulovány dva pracovní cykly (obrázek 2.16), a s určitou pravděpodobností jsou následně přiřazeny jednotlivým domácnostem při zapnutí. První úsporný cyklus na 55 °C trvá 3 h a 11 min, z toho ohřev vody trvá 22 min, druhý cyklus je na 65 °C a trvá 56 min a doba ohřevu vody u něj činí 31 min.



Obrázek 2.16 Průběh spotřeby myčky pro jednotlivé cykly

2.3.3 Obecné zátěže

Tyto zátěže závisí nejen na obsazenosti, ale i na okolních vlivech jako teplota, sluneční záření, parametry obydlí apod., proto se u těchto zátěží jedná o kombinaci fyzikálního a pravděpodobnostního modelování.

Model zásobníku teplé vody

V poslední době je často probíraný pojem flexibilita, kterou by potenciálně mohly poskytovat domácnosti s nástupem chytrých elektroměrů. Právě u flexibility domácností se nejčastěji uvažuje s dálkovým řízením fotovoltaické výroby, k ní připojené akumulaci, a akumulačního ohřevu vody. Jelikož se práce zaměřuje na udržitelný model simulace, který bude lehce upravitelný při budoucích změnách spotřeby domácností, byl pro model zásobníku teplé vody zvolen komplexnější postup zahrnující značné množství proměnných, které lze navolit dle aktuální situace. Model bojleru byl replikován ze studie IEEE [24], jelikož se však jedná o studii z USA, požadované vstupy jsou přepočítány na angloamerické jednotky.

Bojler pracuje se dvěma skokově se měnícími stavy (zapnuto a vypnuto), přičemž přechody mezi nimi závisí na více parametrech, spotřeba tedy byla simulována s rozlišením po jedné minutě. Základem je tedy výpočet příkonu bojleru v každém časovém intervalu (rovnice (2.14)). Většina vstupních parametrů byla převzata z [24], nebo určena deterministicky.

$$p_{WH,i} = \omega_{WH,i} \cdot P_{WH} \cdot \eta_{WH} \cdot c_{WH,i} \quad (W) \quad (2.14)$$

Kde:

- $p_{WH,i}$ Příkon bojleru v konkrétním časovém kroku i (W)
- P_{WH} Příkon bojleru (W), který byl zvolen 2 kW
- η_{WH} Účinnost bojleru (-)
- $\omega_{WH,i}$ Stav zapnuto/vypnuto (1/0) v daném časovém kroku
- $c_{WH,i}$ Řídicí signál zapnuto/vypnuto (1/0) v každém časovém kroku

Přičemž $\omega_{WH,i}$ se určí následujícím způsobem (rovnice (2.15)):

$$\omega_{WH,i} = \begin{cases} 0, & T_{outlet,i} > T_f \\ 1, & T_{outlet,i} < T_f - \Delta T_\omega \\ \omega_{WH,i-1}, & T_f - \Delta T_\omega \leq T_{outlet,i} \leq T_f \end{cases} \quad (-) \quad (2.15)$$

Kde:

- T_f Nastavená teplota horké vody (°F) – rovnoměrné rozdělení 130–150
- ΔT_ω Nejnižší tolerance (°F) – rovnoměrné rozdělení 5-10
- $T_{outlet,i}$ Teplota vody v bojleru v daném časovém kroku (°F)

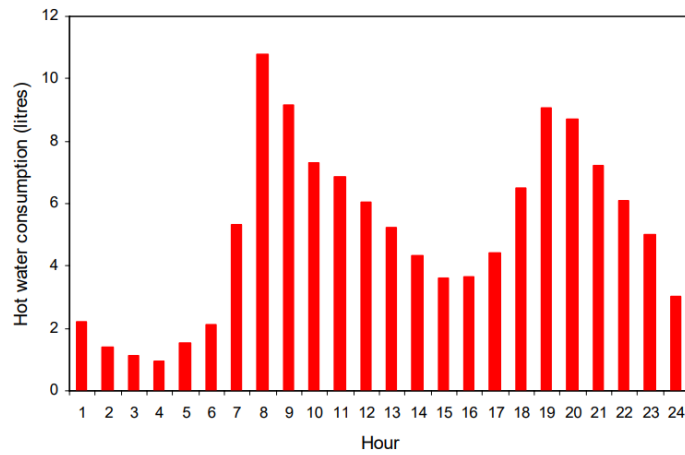
Teplota vody v bojleru v konkrétním časovém kroku se následně vypočte dle rovnice (2.16):

$$T_{outlet,i+1} = \frac{T_{outlet,i} \cdot (V_{tank} - fr_o \cdot \Delta t)}{V_{tank}} + \frac{T_{inlet} \cdot fr_i \cdot \Delta t}{V_{tank}} + \frac{1 \text{ gal}}{8,34 \text{ lb}} \cdot \left[p_{WH,i} \cdot \frac{3142 \text{ Btu}}{\text{kWh}} \cdot \frac{A_{tank} \cdot (T_{outlet,i} - T_a)}{R_{tank}} \right] \cdot \frac{\Delta t}{60 \frac{\text{min}}{\text{h}}} \cdot \frac{1}{V_{tank}} \quad (^\circ\text{F}) \quad (2.16)$$

Kde:

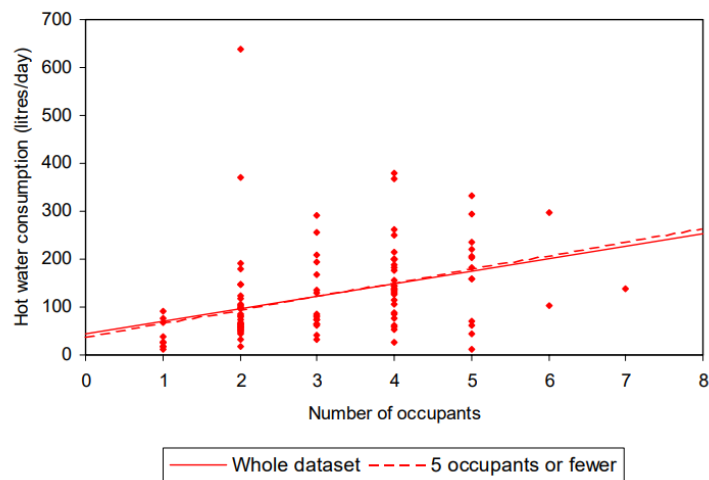
- T_{inlet} Teplota vstupní vody (°F) – dle aktuálního venkovního počasí
- T_a Teplota v interiéru obydlí (°F)
- fr_i Spotřeba horké vody v daném časovém kroku (gal/min)
- A_{tank} Povrch bojleru (ft²) – zvoleno 30 ft²
- V_{tank} Kapacita bojleru (gal)
- R_{tank} Tepelná odolnost nádrže (°F·ft²·h/Btu) – rovnoměrné rozdělení 12-25
- Δt Doba trvání časového intervalu i (min)

Spotřeba horké vody v jednotlivých časových krocích f_{r_i} byla určena z měření spotřeby teplé vody v Britských domácnostech [25], jak je patrné z grafu na obrázku 2.17.



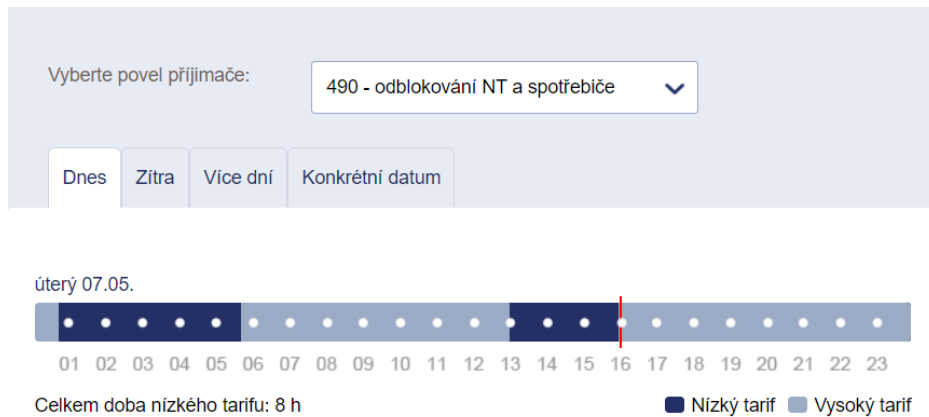
Obrázek 2.17 Průměrná spotřeba horké vody v domácnosti v Británii v průběhu dne, převzato z [25]

Kapacita bojleru byla stanovena na základě počtu lidí v domácnosti a počtu jednotlivých typů domácností v populaci z dat potřeby [25], jak je patrné z obrázku 2.18.



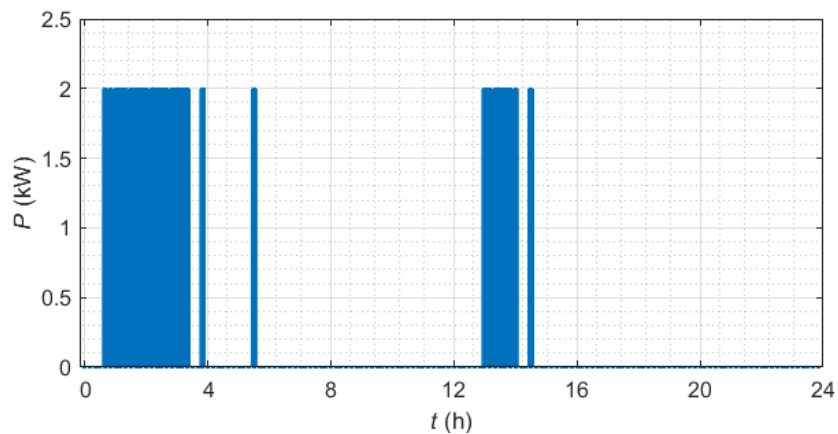
Obrázek 2.18 Průměrná denní spotřeba horké vody v domácnostech v Británii, převzato z [25]

Hodnota řídicího signálu $c_{WH,i}$ byla nastavena dle HDO s tarifem D25d pro ohřev vody dle PREdi [26], viz obrázek 2.19.



Obrázek 2.19 Nastavení HDO pro tarif D25d v PREdi, převzato z [26]

Na obrázku 2.20 je zobrazen příklad spotřeby bojleru pro jednu domácnost v listopadu, přičemž spotřeba je především závislá na odebíraném množství horké vody v průběhu dne, menší mírou také na venkovní teplotě a ostatních parametrech.

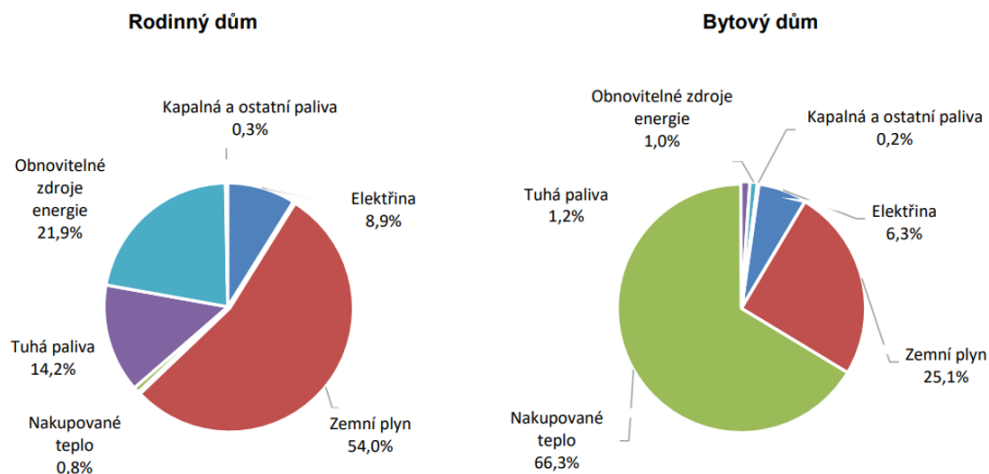


Obrázek 2.20 Simulace odběru bojleru pro vzorový den v listopadu

Jelikož se model zaměřuje především na spotřebu bytových jednotek (na základě referenčních dat z bytového měření PREdi, kde jsou byty napojeny na centrální zásobování teplem) a zároveň napříč byty tvoří spotřeba teplé vody 2,1 % celkové spotřeby elektrické energie [21], nebyl bojler do simulace výsledného odběru přidán.

Model elektrického vytápění a klimatizace

V dnešní době se elektrické vytápění v domácnostech využívá stále častěji, zároveň však klesá energetická náročnost budov a přibývá kombinace elektrického vytápění propojeného s fotovoltaickou výrobou, proto dopad na odběr ze sítě není v globálním měřítku zásadně neroste. Dle ČSU, šetření Energo 2021 [22], je vytápěno 8,9 % rodinných domů elektřinou, u bytů toto číslo tvoří 6,3 % (viz obrázek 2.21). Dopad na celkovou spotřebu napříč všemi domácnostmi tvoří 5,5 % [21]. U domácností, které využívají elektrické vytápění, jenž je pokryto kompletně dodávkou ze sítě, tvoří jeho dopad 51,6 % na celkovou spotřebu, proto může být model elektrického vytápění zásadní na přesnost predikce v určitých lokalitách s vyšší penetrací elektrického vytápění. Zároveň bylo ve studii [21] shledáno, že penetrace a dopad klimatizačních jednotek nemá v domácnostech zásadní dopad na spotřebu, a pro potřeby simulace lze po drobné úpravě vycházet z modelu vytápění.



Obrázek 2.21 Způsob vytápění domů a bytů v ČR, převzato z [22]

Model vytápění, potažmo klimatizace pracuje obdobně jako model bojleru, tedy skokový přechod mezi stavem zapnuto a vypnuto. Pro simulaci byl replikován model od IEEE [24]. Jelikož model pochází od autorů z USA, vstupy jsou přepočteny na angloamerické jednotky. Model byl simulován s časovým rozlišením po 1 minutě, výstupem je hodnota odebíraného výkonu v každém časovém intervalu (viz rovnice (2.17)). Předem definované vstupy byly převzaty z [24] a chybějící data byla doplněna z volně dostupných zdrojů, přičemž přehled veškerých vstupů je podrobně popsán níže.

$$p_{AC,i} = P_{AC} \cdot \omega_{AC,i} \cdot c\omega_i \quad (\text{W}) \quad (2.17)$$

Kde:

- $p_{AC,i}$ Příkon vytápění/klimatizace v konkrétním časovém kroku i (W)
- P_{AC} Příkon vytápění/klimatizace, který byl zvolen 2 kW
- $\omega_{AC,i}$ Stav zapnuto/vypnuto (1/0) v daném časovém kroku
- $c\omega_i$ Pokyn HDO (1/0) v daném časovém kroku

Hodnota $\omega_{AC,i}$ se určí následujícím způsobem pro vytápění (rovnice (2.18)) a klimatizaci (rovnice (2.19)):

$$\omega_{AC,i} = \begin{cases} 0, & T_i < (T_s + c_{AC,i}) - \Delta T \\ 1, & T_i > (T_s + c_{AC,i}) + \Delta T \\ \omega_{AC,i-1}, & T_s - \Delta T \leq T_i - c_{AC,i} \leq T_s + \Delta T \end{cases} \quad (-) \quad (2.18)$$

$$\omega_{AC,i} = \begin{cases} 0, & T_i > (T_s + c_{AC,i}) - \Delta T \\ 1, & T_i < (T_s + c_{AC,i}) + \Delta T \\ \omega_{AC,i-1}, & T_s - \Delta T \leq T_i - c_{AC,i} \leq T_s + \Delta T \end{cases} \quad (-) \quad (2.19)$$

Kde:

- T_i Teplota v interiéru v daném časovém kroku i (°F)
- $c_{AC,i}$ Řídicí signál z termostatu v každém časovém kroku (°F)
- ΔT Přípustná teplotní odchylka (°F) – nastaveno na hodnotu 1
- T_s Teplota nastavená na termostatu (°F) – v zimě 66-72 °F, v létě 74-78 °F rovnoměrným rozdělením

Teplota v interiéru obydlí v konkrétním časovém kroku se následně vypočte dle rovnice (2.20), přičemž počáteční stav je $T_0 = T_s$:

$$T_{i+1} = T_{i+1} + \Delta t \cdot \frac{G_i}{\Delta c} + \Delta t \cdot \frac{C_{HVAC}}{\Delta c} \cdot \omega_{AC,i} \quad (2.20)$$

Kde:

- G_i Tepelný přírůstek v daném časovém intervalu i , kladný zvýší teplotu v místnosti, záporný sníží teplotu v místnosti (Btu/h)
- C_{HVAC} Chladicí/topný výkon, kladný pro vytápění, záporný pro chlazení (Btu/h)
- Δc Energie potřebná ke změně teploty vzduchu v interiéru o 1 °F (Btu/°F)
- Δt Doba trvání časového intervalu i (h)

Tepelný přírůstek G_i a energie potřebná ke změně teploty vzduchu o 1 °F Δc se vypočtou následujícím způsobem dle rovnic (2.21) a (2.22):

$$G_i = \left(\frac{A_{wall}}{R_{wall}} + \frac{A_{ceiling}}{R_{ceiling}} + \frac{A_{window}}{R_{window}} + \frac{11,77 \text{ Btu}}{^\circ\text{F} \times \text{ft}^2} \times n_{ac} \times V_{house} \right) \times (T_{out,i} - T_i) + SHGC \times A_{window} \times H_{solar} \times \frac{3,412 \frac{\text{Btu}}{\text{Wh}}}{10,76 \frac{\text{ft}^2}{\text{m}^2}} + H_p \quad (\text{Btu/h}) \quad (2.21)$$

Kde:

- $A_{ceiling}$ Plocha stropu obydlí (ft²) – normální rozdělení s $\mu = 1700$, $\sigma = 500$
- A_{wall} Plocha stropu obydlí (ft²) – $3 \cdot A_{ceiling}$
- A_{window} Plocha stěn obydlí (ft²) – 10 % z $A_{ceiling}$

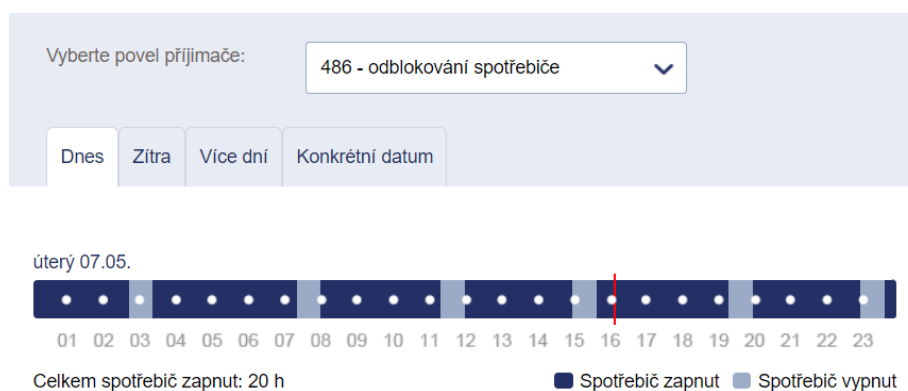
- $R_{ceiling}$ Tepelný odpor stropu ($^{\circ}\text{F}\cdot\text{ft}^2\cdot\text{h}/\text{Btu}$) – rovnoměrné rozdělení 38-60
 R_{wall} Tepelný odpor stěn ($^{\circ}\text{F}\cdot\text{ft}^2\cdot\text{h}/\text{Btu}$) – rovnoměrné rozdělení 13-15
 R_{window} Tepelný odpor oken ($^{\circ}\text{F}\cdot\text{ft}^2\cdot\text{h}/\text{Btu}$) – rovnoměrné rozdělení 0,8-1
 n_{ac} Množství výměny vzduchu v každém časovém intervalu (1/h)
 V_{house} Objem obydlí (ft^3)
 $T_{out,i}$ Venkovní teplota v daném časovém intervalu ($^{\circ}\text{F}$)
 $SHGC$ Součinitel solárního tepelného zisku (-)
 H_{solar} Tepelná energie ze slunečního záření (W/m^2)
 H_p Tepelná energie z osob (Btu/h)

$$\Delta c = C_{air} \cdot V_{house} \quad (\text{Btu}/^{\circ}\text{F}) \quad (2.22)$$

Kde:

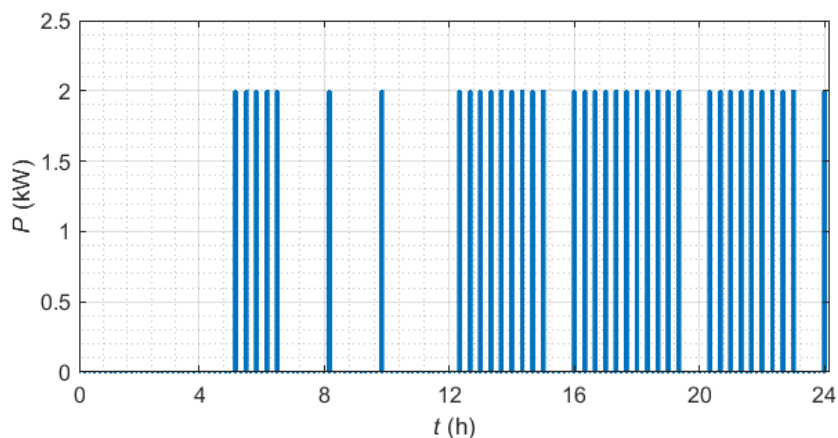
C_{air} Měrná tepelná kapacita vzduchu ($1,012 \text{ J}/(\text{kg}\cdot\text{K})$, nebo $0,0195 \text{ Btu}/\text{ft}^3\cdot^{\circ}\text{F}$)

Doba zapnutí elektrického vytápění byla obdobně jako u bojleru simulována v závislosti na spínání HDO pro tarif D57d, přičemž se vycházelo z dat PREDi [26], viz obrázek 2.22.



Obrázek 2.22 Nastavení HDO pro tarif D57d v PREDi, převzato z [26]

Na obrázku 2.23 je zobrazen příklad vytápění jedné domácnosti ve všední den v listopadu, kde spínání vytápění je především závislé na venkovní teplotě a požadované teplotě nastavené uživatelem, kde se pro noční hodiny zvolila nižší teplota, z hlediska lepšího komfortu pro spaní.



Obrázek 2.23 Simulace odběru elektrického vytápění pro vzorový den v listopadu

Obdobně jako u odběru bojleru nebyl model vytápění a klimatizace v modelu výsledného odběru uvažován z hlediska referenčních dat pro srovnání.

Model osvětlení

Na potřeby svícení připadá dle obrázku 2.5 průměrně 11,8 % celkové elektrické energie spotřebované domácnostmi, zároveň se však v jednotlivých státech může toto číslo lišit v návaznosti na zeměpisnou šířku a s ní spojenou dobou osvětlení jednotlivých oblastí. Proto byla pro model zvolena kombinace fyzikálního a pravděpodobnostního modelování dle [20], která nejpřesněji odráží chování lidí.

Při simulaci se vychází z denní osvětlenosti v České republice, která byla pro jednotlivé měsíce odečtena z PVGISu (přičemž solární záření bylo převedeno na denní osvětlenost pomocí převodu $685 \text{ lux} = 1 \text{ W/m}^2$) s rozlišením po jedné hodině. Tyto hodnoty byly následně aproximovány a dopočteny osvětlenosti v jednotlivých desetiminutových intervalech. Při převodu venkovní osvětlenosti na osvětlenost v interiéru byla uvažována pouze osvětlenost difúzní s tím, že činitel denního osvětlení, který udává poměr mezi osvětleností dané roviny v interiéru vůči horizontální exteriérové osvětlenosti, nabyde hodnoty 2 % dle ČSN EN 17037.

Dále byla pro vyhodnocená vstupní data sestavena funkce, která je popsána na obrázku 2.24. V počátečním stavu je vše zhasnuto, následně se nasimuluje diagram denního odběru pro daný měsíc v roce pro všechny lidi v závislosti na tom, v jakém stavu (1, 2, nebo 3) se v daném čase přes den nachází. Přičemž pro stav 1 (člověk se nachází mimo obydlí) a 3 (člověk je doma, ale spí) uvažujeme, že ve 30 % případů nechá člověk rozsvícen alespoň jeden světelný zdroj (odběr tedy bude $P_{\min} = 30 \text{ W}$), v 70 % bude vše

zhasnuto. Ve stavu 2 (člověk je doma a aktivní) bude záležet na interiérové osvětlenosti, kde při poklesu pod minimální hodnotu (dle ČSN EN 17037 vybrána střední hodnota cílové osvětlenosti na srovnávací rovině, a to 500 lx) dojde k postupnému rozsvícení světel, naopak pokud bude osvětlenost vyšší jak limitní hodnota, bude uvažován pouze minimální odběr svítidel (30 W – například pro osvětlení koupelny apod.). Zároveň je zde zohledněno, že každý člověk má jinak nastavený práh vnímání, při kterém rozsvítí/zhasne další zdroje, proto byla funkce rozšířena o přírůstek výkonu svítidel (kladný pro stmívání a záporný pro rozednívání).

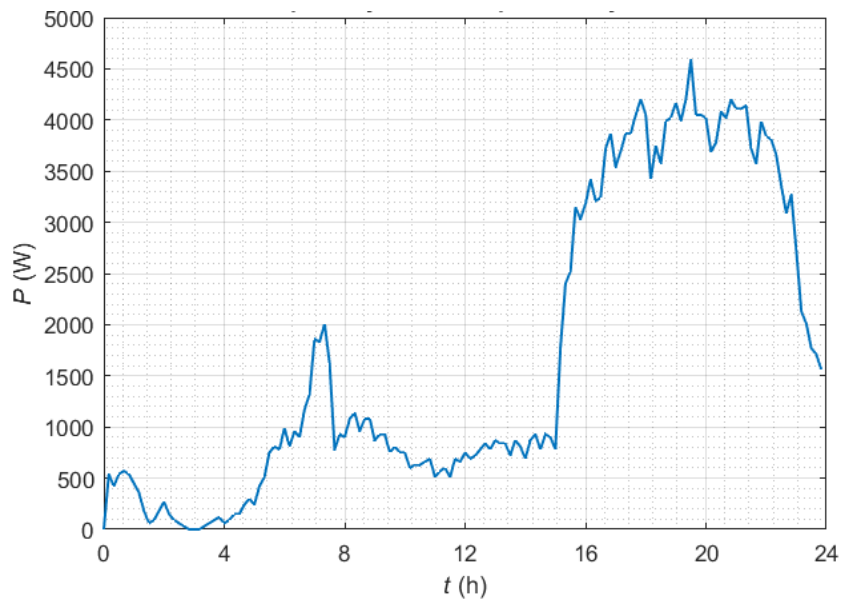
```

1. set  $P(0) = 0$ 
2. for  $k$  from 1 to  $N_k$ :
3.   if  $s(k) = 1$ 
4.     then  $P_{ideal}(k) = P_{absent}$ 
5.   else if  $s(k) = 2$ 
6.     then if  $L(k) > L_{lim}$ 
7.       then  $P_{ideal}(k) = P_{min}$ 
8.     else if  $L(k) \leq L_{lim}$ 
9.       then  $P_{ideal}(k) = P_{min} \frac{L(k)}{L_{lim}} + P_{max} \left(1 - \frac{L(k)}{L_{lim}}\right)$ 
10.    else if  $s(k) = 3$ 
11.      then  $P_{ideal}(k) = P_{inactive}$ 
12.    generate random number  $U \in [0, 1]$ 
13.    if  $U < Q_{adj}$ 
14.      if  $s(k) = 1$  OR  $s(k) = 3$ 
15.         $P(k) = P_{ideal}(k)$ 
16.      else if  $s(k) = 2$ 
17.        if  $P(k-1) - P_{ideal}(k) > 0$  AND
18.           $|P(k-1) - \Delta P - P_{ideal}(k)| < |P(k-1) - P_{ideal}(k)|$ 
19.            then  $P(k) = P(k-1) - \Delta P$ 
20.          else if  $P(k-1) - P_{ideal}(k) < 0$  AND
21.             $|P(k-1) + \Delta P - P_{ideal}(k)| < |P(k-1) - P_{ideal}(k)|$ 
22.              then  $P(k) = P(k-1) + \Delta P$ 
23.            else  $P(k) = P(k-1)$ 
24.          else  $P(k) = P(k-1)$ 

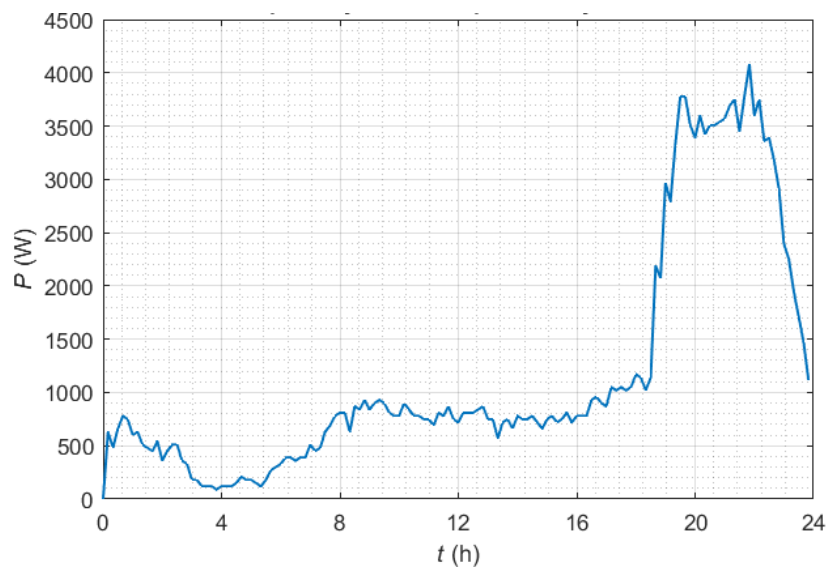
```

Obrázek 2.24 Pseudokód popisující model osvětlení, převzato z [20]

Pro vytvoření odběru svítidel pro jednotlivé domácnosti se agregují lidé do jednotlivých domácností a následně se bude uvažovat hodnota člena domácnosti, který má v daný čas největší odběr. Toto zjednodušení si můžeme dovolit s ohledem na kvalitně zpracovaný reprezentativní vzorek respondentů, kteří vyplňovali TUS. Na následujících obrázcích 2.25 a 2.26 jsou zobrazeny odběry svícením pro 50 domácností v lednu a červenci v rámci jednoho dne.



Obrázek 2.25 Simulace spotřeby osvětlení pro 50 domácností v lednu

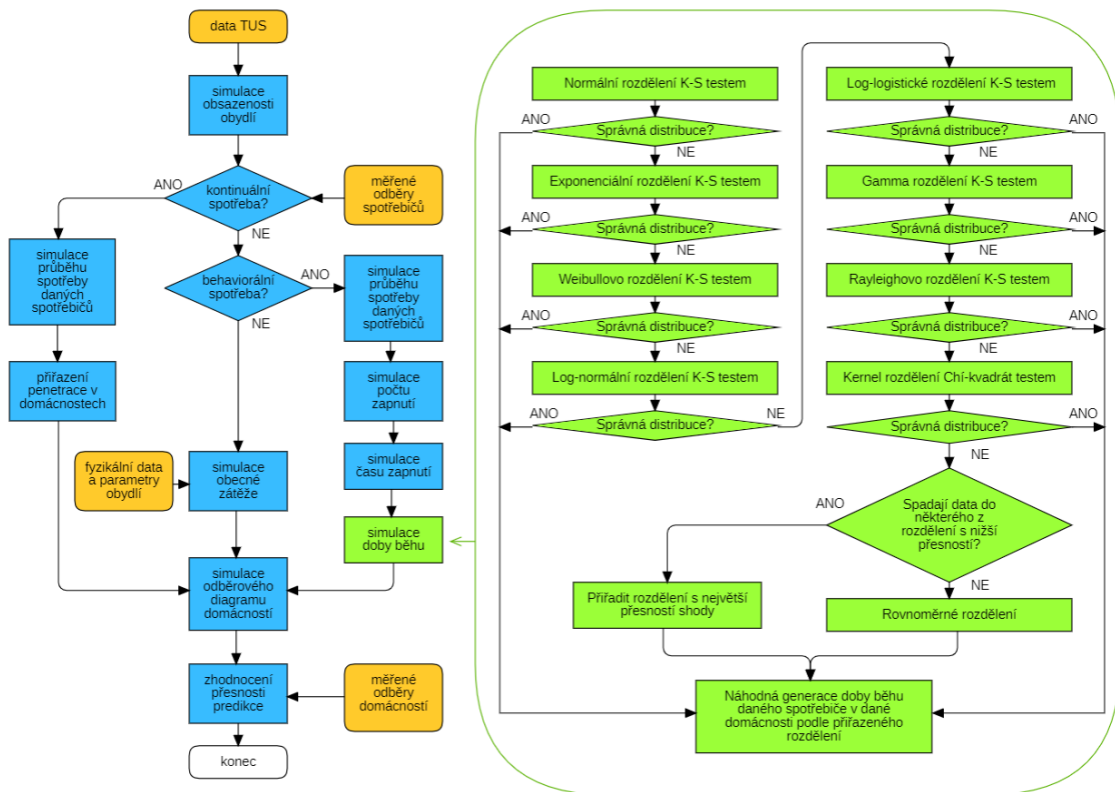


Obrázek 2.26 Simulace spotřeby osvětlení pro 50 domácností v červenci

2.4 Struktura modelu

2.4.1 Algoritmus modelu

Pro přehlednost byl vytvořen algoritmus modelu (obrázek 2.27), ve kterém jsou oranžově označeny jednotlivé vstupy, modrou barvou jednotlivé kroky zpracování a zeleně je podrobněji rozepsáno modelování simulace doby běhu jednotlivých spotřebičů.



Obrázek 2.27 Algoritmus modelu

2.4.2 Popis kódu

Model byl vytvořen v prostředí Matlab a skládá se ze dvou tříd a to *Simulace_domacnosti* a *Okupance_domacnosti*, které v sobě mají zahrnuty jednotlivé atributy a funkce. V konstruktorech těchto tříd byly CSV soubory s naměřenými průběhy odběrů jednotlivých spotřebičů, dále CSV soubory s fyzikálními vstupy pro simulaci obecné zátěže a data TUS.

Simulace_domacnosti

V této třídě jsou nejprve definovány jednotlivé atributy s rozdělením na veřejný a privátní přístup. Privátní přístup je především pro modelování odběrů jednotlivých spotřebičů, které již není dále potřeba upravovat, ani s nimi nějak pracovat v jiných funkcích či souborech. Následují pomocné funkce *doba_behu*, *pocet_zapnuti*

a *uprava_prubehu* pro nasimulování využití jednotlivých spotřebičů a nadefinování okrajových podmínek. Poté jsou nasimulovány jednotlivé spotřebiče pomocí funkcí, například simulace televize je patrná z obrázku 2.28. Dále je zavolán konstruktor třídy, který načte data jednotlivých aktivit, měřené odběry spotřebičů a data z časových deníků obyvatel. Poté následuje funkce *simulovat*, která provede simulaci pro požadovaný počet domácností, přičemž příklad sloučení průběhů jednotlivých spotřebičů do jednoho je zobrazen na obrázku 2.29. Následují funkce pro lepší vizualizaci a představu o využití spotřebičů, například funkce *spotrebic_cloveka* dokáže vykreslit průběh spotřeby daného spotřebiče pro konkrétního člověka, dále *spotrebic_vsech_lidi* dokáže vykreslit průběh spotřeby daného spotřebiče pro všechny lidi, pomocí funkce *uprava_casoveho_intervalu* si lze navolit vzorkovací frekvenci modelu (maximální rozlišení po 1 s). Poslední funkcí je zde *jalovy_vykon_prubeh* pro vypočtení jalového výkonu a jeho následné vyhlazení.

```

%% Simulace televize
function [zacatky, prubehy] = tv(obj, index_dom, okupance_cloveka)
    zacatky = [];
    prubehy = [];

    model_pocet_zapnuti = obj.pocet_zapnuti(5, index_dom);
    if model_pocet_zapnuti > 0
        zacatky = zeros(model_pocet_zapnuti, 1) + 1;
        prubehy = cell(model_pocet_zapnuti, 1);
        prob_clovek = okupance_cloveka.*obj.tv_data(index_dom,:);
        if prob_clovek == zeros(1,144)
            zacatky = [];
            prubehy = [];
            return;
        end
        modelovy_cas_zapnuti = randsample(1:144, model_pocet_zapnuti, true, prob_clovek);
        doby_trvani = obj.doba_behu(index_dom, 5, model_pocet_zapnuti);

        for i = 1:model_pocet_zapnuti
            if modelovy_cas_zapnuti(i) == 144
                modelovy_cas_zapnuti(i) = 143;
            end
            zacatky(i) = randi([modelovy_cas_zapnuti(i)*10*60 (modelovy_cas_zapnuti(i) + 1)*10*60],1);
            prubehy{i} = obj.uprava_prubehu(doby_trvani(i), "tv");
        end
    end
end
end

```

Obrázek 2.28 Funkce pro simulaci televize

```

for index_spotrebic = 1:pocet_spec_spotrebicu
if ~isempty(obj.spotrevice_zacatky{index_spotrebic}{index_model_dom})
for index_zapnuti = 1:length(obj.spotrevice_zacatky{index_spotrebic}{index_model_dom})
konecny_cas = length(obj.spotrevice_prubehy{index_spotrebic}{index_model_dom}{index_zapnuti})...
+ obj.spotrevice_zacatky{index_spotrebic}{index_model_dom}{index_zapnuti} - 1;
if konecny_cas > 86400
temp_prubeh = obj.spotrevice_prubehy{index_spotrebic}{index_model_dom}{index_zapnuti}...
(1:(86400 - obj.spotrevice_zacatky{index_spotrebic}{index_model_dom}{index_zapnuti} + 1));
celkovy_prubeh(index_model_dom, obj.spotrevice_zacatky{index_spotrebic}{index_model_dom}{index_zapnuti}:86400)...
= celkovy_prubeh(index_model_dom, obj.spotrevice_zacatky{index_spotrebic}{index_model_dom}{index_zapnuti}:86400)...
+ temp_prubeh';
else
kus_1 = celkovy_prubeh(index_model_dom, obj.spotrevice_zacatky{index_spotrebic}{index_model_dom}...
(index_zapnuti):konecny_cas);
kus_2 = obj.spotrevice_prubehy{index_spotrebic}{index_model_dom}{index_zapnuti}';
celkovy_prubeh(index_model_dom, obj.spotrevice_zacatky{index_spotrebic}{index_model_dom}{index_zapnuti}:konecny_cas)...
= kus_1 + kus_2;
end
end
end
end

```

Obrázek 2.29 Část funkce *simulace*, která slučuje průběhy odběrů spotřebičů do jednoho

Okupance_domacnosti

V této třídě jsou nejprve atributy týkající se simulace obsazenosti obydlí. Dále je třída složena ze dvou statických metod pro simulaci obsazenosti jednoho člověka a z ní vycházející simulace obsazenosti pro zvolený počet lidí. V konstruktoru třídy si lze zároveň zvolit procentuální rozložení odlišně velkých domácností (s 1 až 7 členy) pro konkrétní simulovaný model.

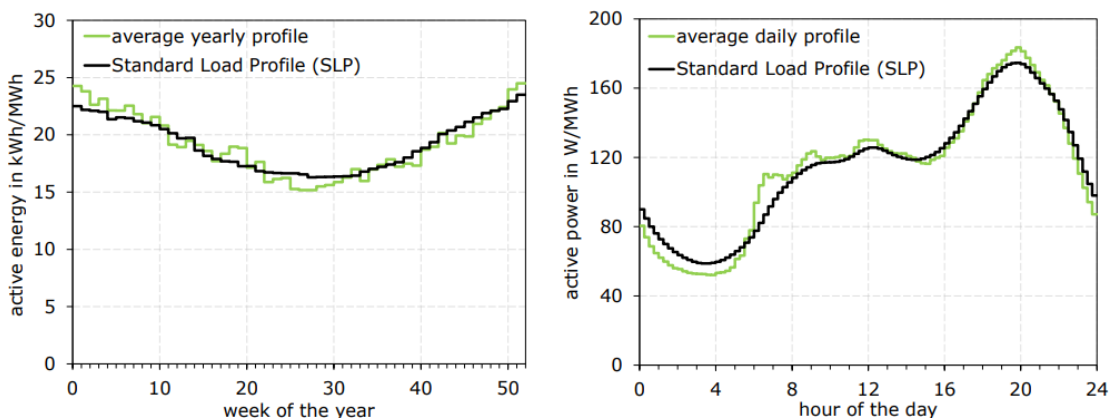
2.5 Výstupy modelu

2.5.1 Referenční data

Pro zhodnocení přesnosti predikce modelu byla získána data z měření panelových domů v PREDi, které zahrnují měření třech vývodů transformátoru VN/NN [17], přičemž data obsahují měřený činný výkon, jalový výkon, účinník, velikosti proudu a napětí, vše s rozlišením na jednotlivé fáze. Na třech vývodech se celkem nachází 289 odběrných míst (111+88+90), z čehož 257 odběrných míst má tarif D02D, 19 míst má tarif D01D a 13 míst má tarif C02D, z čehož lze vyvodit, že daná odběrná místa s největší pravděpodobností nebudou využívat pro ohřev vody elektřinu (bojler) a elektrické vytápění, proto tyto odběry nebyly v simulaci uvažovány. Data byla měřena mezi 14.2.2023 a 23.3.2023 přičemž časové rozlišení je 5 minut.

Dalšími referenčními daty byly vybrány data ze dvou měřících kampaní z Německa (měření 497 domácností mezi lety 2008 až 2011 od „Institut für ZunkunftsEnergieSysteme“) a Rakouska (měření 30 rakouských domácností s časovým rozlišením 1 s od Technické univerzity ve Vídni) [18]. Tato data byla zpracována od HTW Berlin a výsledná datová sada obsahuje naměřený činný a jalový výkon, od 1.1.2010 do 31.12.2010, v jednotlivých fázích pro 74 domácností, přičemž data z původního měření s rozlišením 15 minut byla syntetizována a výsledné průběhy jsou

k dispozici se vzorkováním po 1 minutě a po 1 vteřině. Data jsou přímo určena pro simulace a modely založené na časových řadách a přesnost shody datové sady se standardizovaným zátěžovým profilem je zaznamenána na obrázku 2.30.



Obrázek 2.30 Porovnání datové sady s standardizovanými zátěžovým profilem v rámci roku (nalevo) a v rámci dne (napravo), převzato z [18]

Referenční data pro zhodnocení přesnosti predikce neposkytují dostatek zpřesňujících ukazatelů, jako například složení obyvatel, typu energetické náročnosti budov apod., aby podle nich mohl být upraven vnitřek simulace pro větší přesnost predikce. Proto byly vnitřní parametry modelu nastaveny dle dat ČSU (ze sčítání lidu v roce 2021 [27]), například procentuální rozdělení počtu lidí v bytech apod., jak je patrné z obrázku 2.31.

Počet lidí na byt (-)	1	2	3	4	5	6	
V absolutních hodnotách pro ČR (-)	1078617	724778	338900	229748	44862	15013	
Procentuální zastupení pro ČR (%)	44,35	29,80	13,94	9,45	1,84	0,62	
Počet místností na byt (-)	1	2	3	4	5		
V absolutních hodnotách pro ČR (-)	120650	406506	711856	773068	196423		
Procentuální zastupení pro ČR (%)	5,46	18,41	32,23	35,00	8,89		
Plocha bytu (m ²)	do 40	40-60	60-80	80-100	100-120	120-150	150+
V absolutních hodnotách pro ČR (-)	234225	661102	930602	269765	61238	25091	11552
Procentuální zastupení pro ČR (%)	10,68	30,14	42,42	12,30	2,79	1,14	0,53

Obrázek 2.31 Data o bytech z ČSU, převzato z [27]

2.5.2 Hodnocení přesnosti predikce

Pro výsledné zhodnocení výkonnosti odběrových modelů modelu se v praxi nejčastěji používají koeficienty. Dle [28] se u volně dostupných modelů nejčastěji využívá:

- Variační koeficient (CV) u 41 % modelů
- Střední absolutní procentuální chyba (MAPE) u 29 % modelů
- Směrodatná odchylka chyb (RMSE) u 16 % modelů

Dalšími hodnotícími koeficienty mohou být:

- Průměrná absolutní chyba (MAE)
- Průměrná chyba zkreslení (MBE)
- Střední kvadratická chyba (MSE)
- R-kvadrát

Pro tento příklad byly užity nejpoužívanější koeficienty, a to: CV, MAPE a RMSE (viz rovnice (2.23) (2.24) (2.25)). Přičemž CV udává podíl směrodatné odchylky a aritmetického průměru, tzn. relativní velikost rozptýlenosti dat vzhledem k průměru, využívá se pro porovnání variability mezi daty s odlišnými průběhy. U MAPE je výhodou výstup ve formě procentuální hodnoty, není ovšem vhodná pro analýzu hodnot blízkých nule a při analýze časových řad je nejčastěji pro vhodný model uvažována hodnota okolo 10 %. Pro RMSE platí, že čím je predikce přesnější, tím nabývá RMSE menších hodnot. Jedná se o odmocninu z MSE, a proto zachovává původní jednotky, v našem případě wattů, proto je u obdobných modelů více využívána.

$$CV = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_{sim,i} - y_{ref,i})^2}{n}}}{\bar{y}_{ref}} \cdot 100 \text{ (\%)} \quad (2.23)$$

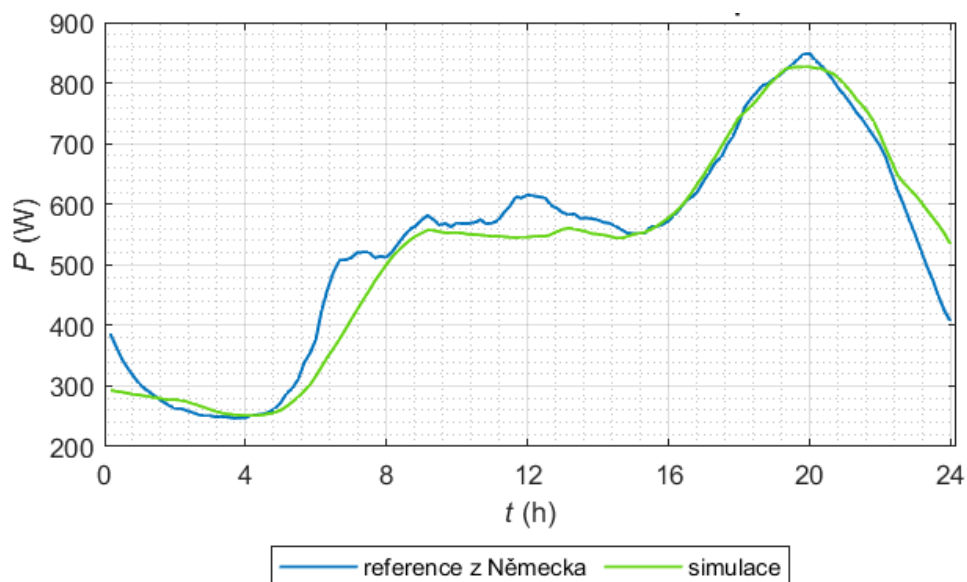
$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_{sim,i} - y_{ref,i}}{y_{ref,i}} \right| \cdot 100 \text{ (\%)} \quad (2.24)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_{sim,i} - y_{ref,i})^2}{n}} \text{ (W)} \quad (2.25)$$

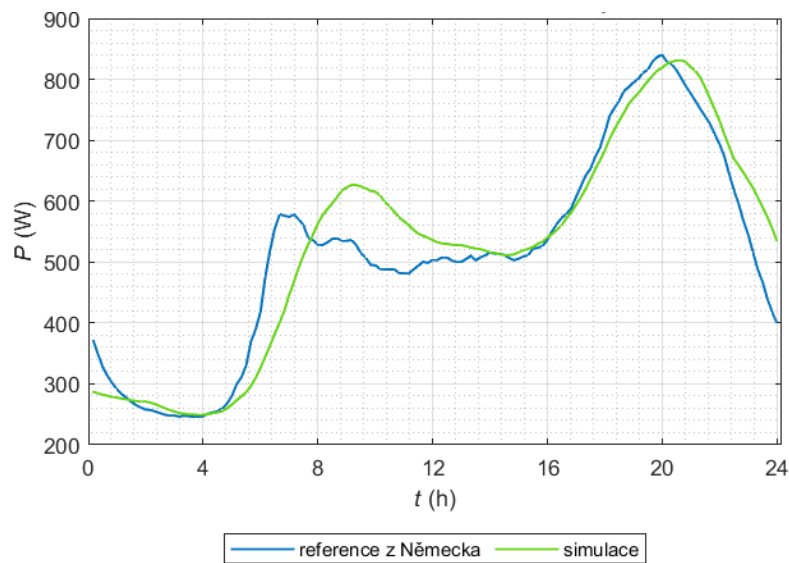
Pro reprezentativní průběh byla simulace provedena 10krát pro 200 domácností a ze všech deseti simulací byla vypočtena střední hodnota průběhu. Simulace proběhla se vzorkováním na desetiminutové intervaly, model sice dokáže pracovat až se vteřinovým rozlišením, s ohledem na referenční data však musely být intervaly agregovány.

Výsledný průběh byl nejprve porovnán s daty z Německa, která byla měřena mezi lety 2008 až 2011 a dle [18] odpovídají standardnímu zátěžovému profilu. Simulovaný průběh odpovídal tvarem referenčním datům, dosahoval však přibližně o 100 W nižších hodnot, proto byla spotřeba „drobné spotřebiče“ o tuto hodnotu navýšena. Tento fakt může být dán méně úspornými spotřebiči se staršími roky výroby, ale i spotřebou v pohotovostním režimu, u které došlo k výraznějšímu zpřísnění (a tím pádem úsporám) až po roce 2012 díky nařízení Evropské unie. Dalším faktorem vyšší spotřeby mohly být i ceny elektřiny, které okolo roku 2010 nemotivovaly obyvatele k výraznějším úsporám

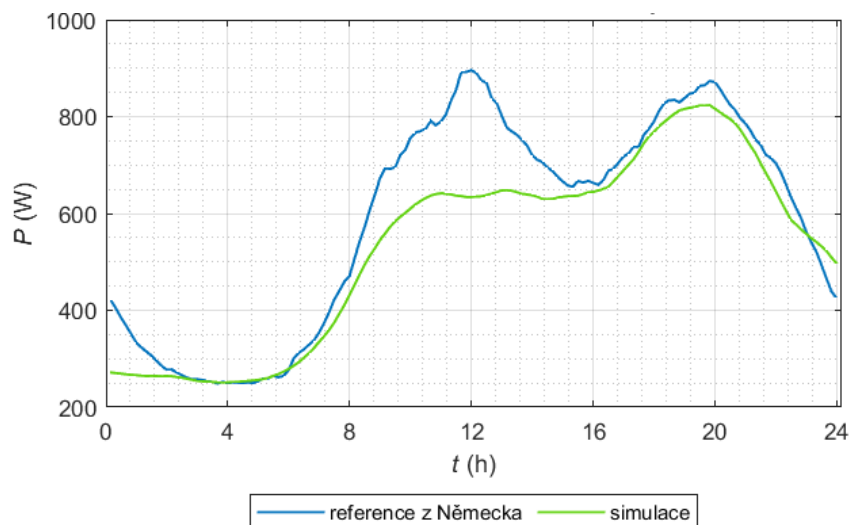
na spotřebě elektrické energie. Průběh byl nejprve nasimulován pro všechny dny (obrázek 2.32), kde $CV = 11,2 \%$, $RMSE = 60,1 \text{ W}$, $MAPE = 8,4 \%$. Z průběhu simulace je patrný posun ranní špičky přibližně o hodinu později a menší špička okolo poledne, což je podrobněji rozebráno na následujících grafech. Následovala simulace pro všední den (obrázek 2.33), kde $CV = 14,5 \%$, $RMSE = 74,3 \text{ W}$, $MAPE = 10,8 \%$. Odchylna je zde dána především posunutím ranní špičky přibližně o hodinu později oproti referenčním datům, což bude způsobeno nejspíš charakterem dat TUS, respektive odlišným chováním obyvatel Británie oproti Německu. Například v Británii začíná obvykle výuka v základních školách v 9 h, oproti tomu v Německu v 8 h. Dalším faktorem může být například větší rozmach práce z domova v posledních letech, kdy lidé ušetří čas za cestování a mohou tím pádem vstávat později. Nakonec simulace pro víkendový den (obrázek 2.34), kde $CV = 17,4 \%$, $RMSE = 98,0 \text{ W}$, $MAPE = 11,5 \%$. U tohoto průběhu je patrné, že se projevil nedostatek nasimulovaných kuchyňských spotřebičů patrný především okolo 12 hodiny.



Obrázek 2.32 Simulace odběru činného výkonu, přes všední dny i víkendy, porovnaná s daty z Německa



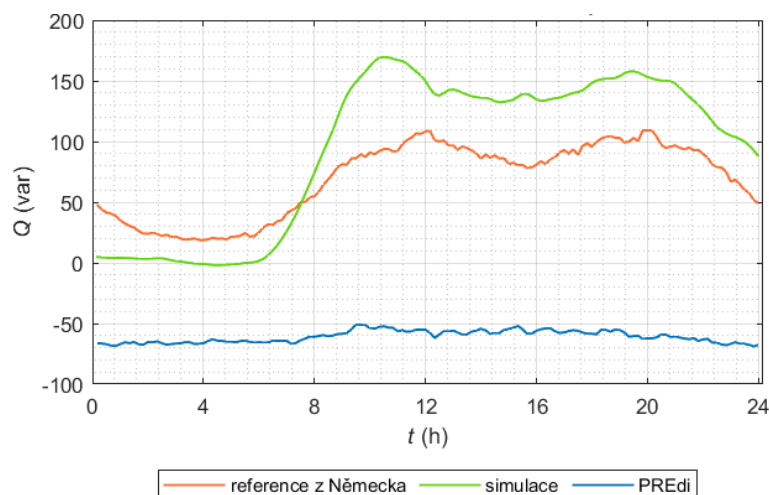
Obrázek 2.33 Simulace odběru činného výkonu pro všední den porovnaná s daty z Německa



Obrázek 2.34 Simulace odběru činného výkonu pro víkendový den porovnaná s daty z Německa

V rámci simulace byl vypočten i jalový výkon (obrázek 2.35), ovšem pouze na základě účinníků jednotlivých spotřebičů, a jelikož téměř všechny spotřebiče měly tuto hodnotu induktivního charakteru, nevyšel výsledný průběh zcela optimálně. Tento fakt je již v dnešní době dobře znám a potvrdilo se tedy, že význam účinníků ztrácí roli, jak je patrné na datech z PREDi. Je to dáno především spínacími zdroji a dalšími zařízeními,

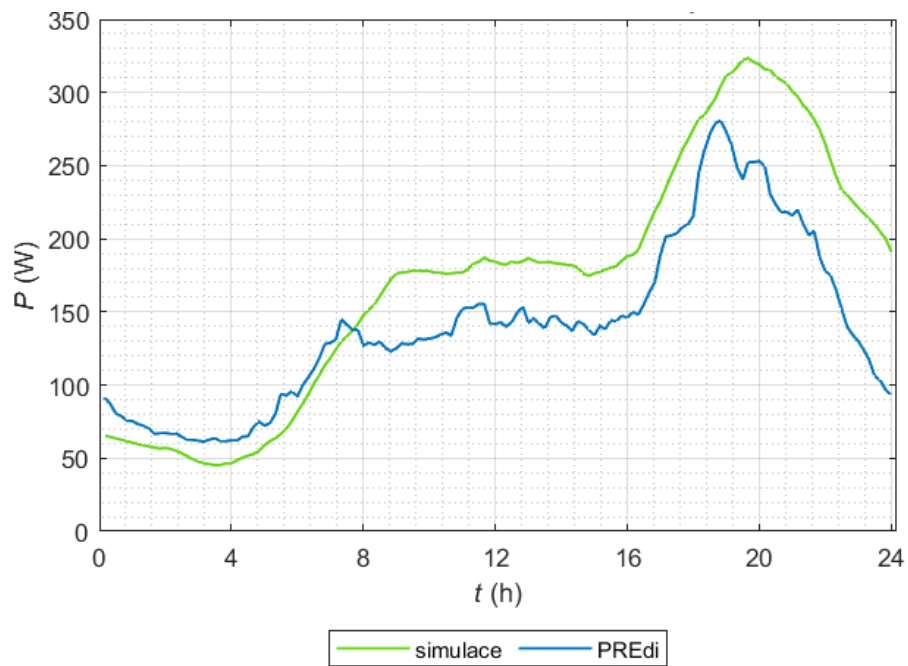
kteřá mají deklarovaný účinník pouze při nominálním zatížení, v ostatních případech však mohou vykazovat účinník kapacitního charakteru, například i v pohotovostních režimech. Toto téma je však natolik obsáhlé, že nebylo v práci blíže rozebráno. Charakter dat z Německa může být dán především většími zátěžemi (méně úspornými spotřebiči) induktivního charakteru.



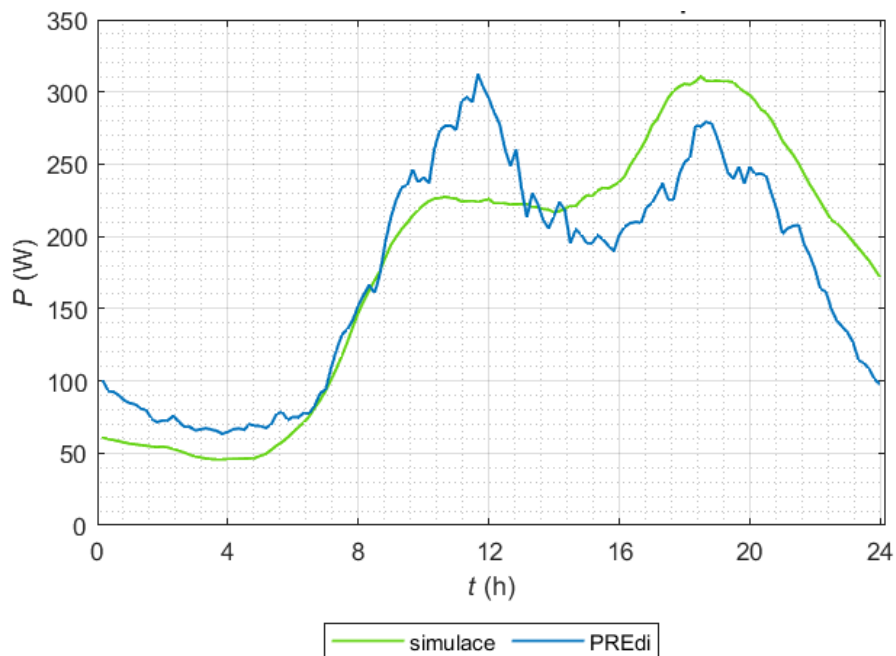
Obrázek 2.35 Simulace odběru jalového výkonu porovnaná s referenčními daty

Následně proběhlo porovnání simulace s daty z PREDi. Jedná o dost specifická data z vývodů jednoho transformátoru a jedinými informacemi jsou tarif zákazníka (převážně D01d), velikost jističe (výhradně 3 fáze a 25 A) a že se jedná o panelové domy. Proto bylo u dat předpokládáno, že z důvodů nízkého naměřeného odběru budou k vaření využívat plyn, k vytápění a ohřevu vody centrální zásobování teplem, a dle těchto předpokladů byla provedena simulace.

Nejprve proběhla simulace pro všední den (obrázek 2.36), kde $CV = 34,2 \%$, $RMSE = 48,1 \text{ W}$, $MAPE = 28,1 \%$. Procentuální ukazatelé odchylek dosahují poměrně vysokých hodnot, $RMSE$ však nevyhází nejhůře, s ohledem na zobrazený průběh, který vykazuje víceméně konstantní odchylku po osmé hodině ranní, a to mezi 40-50 W. Musíme zde vzít v potaz značný počet neznámých při simulaci, vyšší spotřeba při simulaci by mohla být dána odlišným zastoupením obyvatel daných bytů, než je průměr v ČR. Například se může jednat o menší byty s větším zastoupením 1 a 2členných rodin, nebo penzistů. Dalším důvodem může být větší zaměření na úspory kvůli energetické krizi, což data TUS nezohledňují, jelikož pochází z roku 2014-2015. Následně proběhla simulace víkendového dne (obrázek 2.37), kde $CV = 24,1 \%$, $RMSE = 41,9 \text{ W}$, $MAPE = 22,8 \%$. Průběh opět vykazuje v denních hodinách víceméně konstantní odchylku 40-50 W, obdobně jako simulace všedního dne, zároveň však kvůli nedostatku nasimulovaných kuchyňských spotřebičů model nereflktuje spotřebu okolo poledne, což je shodné s referenčními daty z Německa.

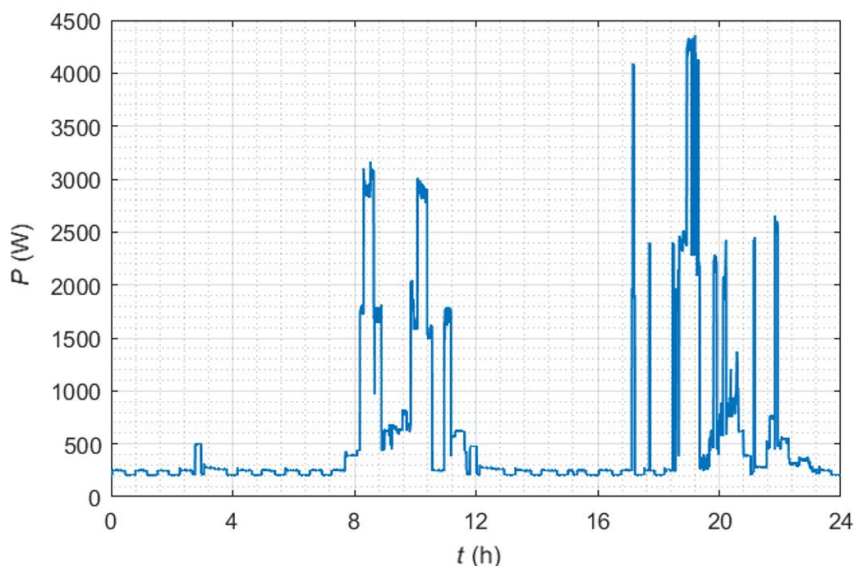


Obrázek 2.36 Simulace odběru činného výkonu pro všední den porovnaná s daty z PREdi

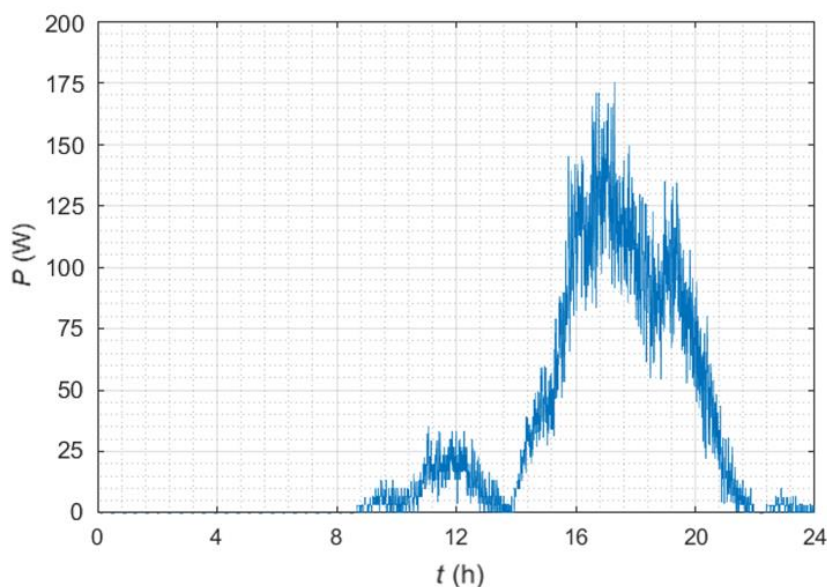


Obrázek 2.37 Simulace odběru činného výkonu pro víkendový den porovnaná s daty z PREdi

Model dokáže také vykreslit průběh konkrétní domácnosti ze simulace (obrázek 2.38), vykreslení spotřeby konkrétního spotřebiče v konkrétní domácnosti, či přes všechny domácnosti simulace a následně vytvořit průměrnou spotřebu daného zařízení v rámci dne (obrázek 2.39). Z těchto dat lze jednoduše analyzovat desagregací výsledný průběh a případně se zaměřit na úpravu konkrétního spotřebiče, který vykazuje abnormální chování.



Obrázek 2.38 Simulace spotřeby konkrétní domácnosti ve všední den



Obrázek 2.39 Průměrná spotřeba trouby z 200 simulovaných domácností ve všední den

ZÁVĚR

V rámci diplomové práce byl pro lepší pochopení dané problematiky nejprve zhodnocen současný přístup k vytváření odběrových diagramů domácností. Základní dělení je na fyzikální a datové modely, podle způsobu simulace dále rozlišujeme primárně modely top-down a bottom-up. Po zhodnocení výhod a nevýhod jednotlivých přístupů byl jako optimální řešení simulace vyhodnocen bottom-up model založený primárně na datovém modelování. Dále byly nastíněny cíle PREDi, která využívá křivky zatížení především pro vyhodnocení možné flexibility na straně NN a tím pádem zvýšení připojitelnosti.

Následně proběhl výběr relevantních vstupních dat, která tvoří průzkum využití času u respondentů z Velké Británie, měření průběhů odběrů jednotlivých spotřebičů, fyzikální data pro modelování vytápění, osvětlení a ohřevu vody. Poté byl vytvořen výsledný model v prostředí Matlab, a detailně popsány jednotlivé postupy. Obsazenost obydlí byla nasimulována pomocí třístavového Markovova řetězce, dále byly jednotlivé spotřebiče rozděleny podle způsobu modelování do tří skupin a podrobně u každé popsán postup realizace. Pro přehlednost byl vytvořen algoritmus a popsán kód modelu, který obsahuje dvě třídy, které mají v sobě zahrnuté jednotlivé atributy a funkce.

Nasimulovaný průběh byl následně zhodnocen pomocí referenčních dat z Německé studie, které odpovídají standardnímu zátěžovému profilu, a daty z PREDi, měřeními na vývodu jednoho transformátoru VN/NN. Zhodnocení přesnosti predikce proběhlo pomocí ukazatelů, které se v praxi nejčastěji pro obdobné modely používají, a to: CV, MAPE a RMSE. Nejlépe v simulaci vyšla shoda s daty z Německa měřeními přes všední i pracovní dny, a to: CV = 11,2 %, RMSE = 60,1 W, MAPE = 8,4 %. Model byl tedy shledán použitelným, bylo by však vhodné jeho doplnění o více spotřebičů, jelikož nedokázal zcela věrohodně zachytit víkendovou špičku v odběru okolo poledne. Zároveň ve všední dny byla ranní odběrová špička posunuta přibližně o hodinu později u simulovaných dat, což může být zapříčiněno odlišným chováním obyvatel v Británii a Německu, potažmo České republice. Proto by bylo vhodné pro přesnější predikci sjednotit průzkum využití času se státem, pro který bude simulace určena, což však u volně dostupných dat může být problém.

Oproti konkurenčním modelům odběrových diagramů domácností jsou výhody tohoto modelu především v nízké vzorkovací frekvenci (od jedné vteřiny), která je však volitelná dle potřeb uživatele. Dále model vychází z transparentních volně dostupných dat a výsledný kód modelu je uveden v příloze, proto lze simulaci snadno replikovat a modifikovat dle potřeby, což u většiny publikovaných studií není pravidlem. Simulaci lze také upravit na míru konkrétním podmínkám, například s ohledem na diverzitu domácností (nasimulovány domácnosti pro 1-7 lidí), roční období, odlišnou venkovní teplotu, míru osvětlenosti, penetraci jednotlivých spotřebičů a podobně.

LITERATURA

- [1] *Final energy consumption by sector and fuel*. In: European Environment Agency [online]. 2021 [cit. 2024-01-16]. Dostupné z: <https://www.eea.europa.eu/data-and-maps/indicators/final-energy-consumption-by-sector-9/assessment-4>
- [2] LI, Xiwang a Jin WEN. *Review of building energy modeling for control and operation* [online]. *ScienceDirect*. 2014, s. 21 [cit. 2024-01-16]. Dostupné z: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.05.056>
- [3] GRANDJEAN, A., J. ADNOT a G. BINET. *A review and an analysis of the residential electric load curve models* [online]. *ScienceDirect*. 2012, s. 27 [cit. 2024-01-16]. Dostupné z: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2012.08.013>
- [4] AMASYALI, Kadir a Nora M. EL-GOHARY. *A review of data-driven building energy consumption prediction studies* [online]. *ScienceDirect*. 2017, s. 14 [cit. 2024-01-16]. Dostupné z: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.04.095>
- [5] PROEDROU, Elisavet. *A Comprehensive Review of Residential Electricity Load Profile Models* [online]. In: IEER. 2021, s. 20 [cit. 2024-01-16]. ISSN 2169-3536. Dostupné z: doi:10.1109/ACCESS.2021.3050074
- [6] ANVARI, Mehrnaz, Beth PROEDROU, Benjamin SCHÄFER, Christian BECK, Holger KANTZ a Marc TIMME. *Data-driven load profiles and the dynamics of residential electricity consumption* [online]. *ResearchGate*. 2022, s. 13 [cit. 2024-01-16]. Dostupné z: doi:10.1038/s41467-022-31942-9
- [7] NIJHUIS, M., M. GIBESCU a J.F.G. COBBEN. *Bottom-up Markov Chain Monte Carlo approach for scenario based residential load modelling with publicly available data* [online]. *ScienceDirect*. 2015, s. 9 [cit. 2024-01-16]. Dostupné z: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2015.12.004>
- [8] AHMAD, A.S., M.Y. HASSAN, M.P. ABDULLAH, H.A. RAHMAN, F. HUSSIN, H. ABDULLAH a R. SAIDUR. *A review on applications of ANN and SVM for building electrical energy consumption forecasting* [online]. *ScienceDirect*. 2014, s. 8 [cit. 2024-01-18]. Dostupné z: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.01.069>
- [9] RAHMAN, Aowabin, Vivek SRIKUMAR, R. SAIDUR a Amanda D. SMITH. *Predicting electricity consumption for commercial and residential buildings using deep recurrent neural networks* [online]. *ScienceDirect*. 2017, 14 [cit. 2024-01-18]. Dostupné z: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.12.051>
- [10] SHIN, Changho; LEE, Eunjung; HAN, Jeongyun; YIM, Jaeryun; RHEE, Wonjong et al. *The ENERTALK dataset, 15 Hz electricity consumption data from 22 houses in Korea*. Online. *ResearchGate*. 2019, s. 14. Dostupné z: <https://doi.org/10.1038/s41597-019-0212-5>. [cit. 2024-05-12].
- [11] BRETTSCHEIDER, Zbyněk, Radek HANUŠ, R. SAIDUR a Václav RŮŽEK. *Využití Pravděpodobnostního přístupu pro podporu rozvoje flexibility na napětové úrovni nízkého napětí* [online]. České Budějovice: Konference ČK CIRED, 2023, 13 [cit. 2024-01-18].

- [12] Gershuny, J.I., Sullivan, O. (2017). *United Kingdom Time Use Survey, 2014-2015*. [data collection]. UK Data Service. SN: 8128, DOI: <http://doi.org/10.5255/UKDA-SN-8128-1>
- [13] Makonin, Stephen, 2017, "RAE: The Rainforest Automation Energy Dataset", <https://doi.org/10.7910/DVN/ZJW4LC>, Harvard Dataverse, V3, UNF:6:IIsnprZIGOI26RnHzJodvA== [fileUNF]
- [14] ISSI, Fatih a KAPLAN, Orhan. *The Determination of Load Profiles and Power Consumptions of Home Appliances*. Online. MDPI. 2018, s. 18. Dostupné z: <https://doi.org/10.3390/en11030607>. [cit. 2024-05-12].
- [15] *Household appliances power consumption*. Online. R&D ECO CO2. 2022. Dostupné z: <https://www.kaggle.com/datasets/ecoco2/household-appliances-power-consumption?resource=download>. [cit. 2024-05-12]. Dataset.
- [16] REINHARDT, Andreas. *The tracebase data set*. Online. 2017. Dostupné z: <https://github.com/areinhardt/tracebase/tree/master>. [cit. 2024-05-12]. Dataset.
- [17] BRETTSCHEIDER, Zbyněk. *Mereri_TSI_Vyvody_č_3a5a9*. Interní sada dat PREdistribuce v MS Excel. [cit. 2024-01-18].
- [18] TJADEN, Tjarko; BERGNER, Joseph; WENIGER, Johannes a QUASCHNING, Volker. *Representative electrical load profiles of residential buildings in Germany with a temporal resolution of one second*. Online. ResearchGate. 2015, s. 7. Dostupné z: <https://doi.org/10.13140/RG.2.1.5112.0080/1>. [cit. 2024-05-12].
- [19] RICHARDSON, Ian, Murray THOMSON a David INFIELD. *A high-resolution domestic building occupancy model for energy demand simulations* [online]. *ScienceDirect*. 2008, s. 7 [cit. 2024-01-16]. Dostupné z: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2008.02.006>
- [20] WIDÉN, Joakim, Annica M. NILSSON a Ewa WÄCKELGÅRD. *A combined Markov-chain and bottom-up approach to modelling of domestic lighting demand* [online]. *ScienceDirect*. 2009, s. 12 [cit. 2024-01-16]. Dostupné z: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2009.05.002>
- [21] PALMER, Jason; TERRY, Nicola; FIRTH, Steven; KANE, Tom; GODOY-SHIMIZU, Daniel et al. *Energy use at home: models, labels and unusual appliances: Further Analysis of the Household Electricity Survey*. Online. 2014, s. 82. Dostupné z: https://assets.publishing.service.gov.uk/media/5a7ee7ffed915d74e6227361/Electricity_Survey_2_-_Models_labels_unusuals_180214.pdf. [cit. 2024-05-12].
- [22] *SPOTŘEBA PALIV A ENERGIÍ V DOMÁCNOSTECH – ENERGO2021*. Online. ČESKÝ STATISTICKÝ ÚŘAD. 2022, s. 61. Dostupné z: <https://www.czso.cz/documents/10180/196217611/15018922.pdf/0ea35dae-ab5f-42f7-b7ef-2819a7ffa025?version=1.3>. [cit. 2024-05-12].
- [23] VILLANUEVA, Daniel; SAN-FACUNDO, Diego; MIGUEZ-GARCÍA, Edelmiro a FERNÁNDEZ-OTERO, Antonio. *Modeling and Simulation of Household Appliances Power Consumption*. Online. MDPI. 2022, s. 18. Dostupné z: <https://doi.org/10.3390/app12073689>. [cit. 2024-05-12].

- [24] SHAO, Shengnan; PIPATTANASOMPORN, Manisa a RAHMAN, Saifur. *Development of physical-based demand response-enabled residential load models*. Online. *IEEE*. 2013, s. 8. Dostupné z: <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2012.2208232>. [cit. 2024-05-12].
- [25] *Measurement of Domestic Hot Water Consumption in Dwellings*. Online. 2008, s. 62. Dostupné z: <https://assets.publishing.service.gov.uk/media/5a75a29ced915d6faf2b4829/3147-measure-domestic-hot-water-consump.pdf>. [cit. 2024-05-12].
- [26] *Stav HDO*. Online. PREDISTRIBUCE, A. S. Dostupné z: <https://www.predistribuce.cz/cs/potrebuji-zaridit/zakaznici/stav-hdo/>. [cit. 2024-05-12].
- [27] *Základní údaje SLDB 2021*. Online. ČESKÝ STATISTICKÝ ÚŘAD. 2021. Dostupné z: <https://vdb.czso.cz/vdbvo2/faces/cs/index.jsf?page=statistiky&katalog=33475>. [cit. 2024-05-12].
- [28] AMASYALI, Kadir a EL-GOHARY, Nora M. *A review of data-driven building energy consumption prediction studies*. Online. *ScienceDirect*. 2017, s. 14. Dostupné z: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.04.095>. [cit. 2024-05-12].

SEZNAM SYMBOLŮ A ZKRATEK

Zkratky:

AMM	System pro dálkové zpracování odečtů dat elektroměrů
C02d	Jednotarifní sazba za elektřinu
CSV	Formát textového souboru
CV	Variační koeficient
ČR	Česká republika
ČSN	Česká technická norma
ČSU	Český statistický úřad
ČVUT	České vysoké učení technické v Praze
D01d	Jednotarifní sazba za elektřinu
D02d	Jednotarifní sazba za elektřinu
D25d	Dvoutarifní sazba za elektřinu
D57d	Dvoutarifní sazba za elektřinu
DS	Distribuční soustava
EN	Evropská norma
FEL	Fakulta elektrotechnická ČVUT
HDO	Hromadné dálkové ovládání
HTW	Univerzita pro Hospodářství a Techniku
ICT	Informační a komunikační technologie
IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers
K-S	Kolmogorov-Smirnov
LCD	Displej z tekutých krystalů
LED	Elektroluminiscenční dioda
MAE	Průměrná absolutní chyba
MAPE	Střední absolutní procentuální chyba
MBE	Průměrná chyba zkreslení
MSE	Střední kvadratická chyba
NN	Nízké napětí
PC	Počítač
PDF	Pravděpodobnostní distribuční funkce
PDS	Provozovatel distribuční soustavy
PREdi	Pražská energetika distribuce
PVGIS	Fotovoltaický geografický informační systém
RMSE	Směrodatná odchylka chyb
TUS	Průzkum využití času
TV	Televize
USA	Spojené státy americké
VN	Vysoké napětí

Symbols:

A	plocha povrchu	(ft ²)
c_{AC}	teplota z termostatu	(°F)
c_{WH}	řídící signál bojleru	(-)
$c\omega$	pokyn HDO	(-)
G	tepelný přírůstek	(Btu/h)
H	vyhlazovací parametr	(-)
H_p	tepelná energie osob	(Btu/h)
H_{solar}	tepelná energie slunečního záření	(W/m ²)
C_{HVAC}	topný výkon	(Btu/h)
i	index stavu	(-)
j	index stavu	(-)
K	jádro	(-)
k	pořadové číslo časového intervalu	(-)
L	osvětlenost	(lx)
n	počet obyvatel	(-)
P	činný výkon	(W)
P_{AC}	příkon vytápění	(W)
p_{ij}	pravděpodobnost přechodu mezi stavy	(-)
P_{WH}	příkon bojleru	(W)
Q	jalový výkon	(var)
R	tepelná odolnost	(°F·ft ² ·h/Btu)
t	čas	(h)
T_f	teplota horké vody	(°F)
T_{inlet}	teplota vstupní vody	(°F)
T_{outlet}	teplota vody v bojleru	(°F)
V	objem	(gal)
α	parametr stavu	(-)
β	parametr měřítka	(-)
Δc	energie pro zvýšení teploty vzduchu o 1 °F	(Btu/°F)
Δt	doba trvání časového intervalu	(min)
ΔT	přípustná odchylka	(°F)
η	účinnost	(-)
λ	parametr exponenciálního rozdělení	(-)
μ	střední hodnota	(-)
μl	parametr polohy	(-)
σ	směrodatná odchylka	(-)
φ	fázový posuv mezi napětím a proudem	(°)
ω	stav bojleru/vytápění	(-)

SEZNAM PŘÍLOH

PŘÍLOHA A - ELEKTRONICKÉ PŘÍLOHY	58
--	----

Příloha A - Elektronické přílohy

Seznam elektronických příloh v souboru *Model.zip*

- *Simulace_domacnosti.m*
- *Okupance_domacnosti.m*