# Samouczący się system sterowania ogrzewaniem w domu inteligentnym

# Wstęp

Niniejsza prace poświeciłem zastosowaniu systemu ogrzewania w domu inteligentnym. Podzieliłem ja na 4 rozdziały. W pierwszym odniosłem źródeł, gdzie w odparta o naukowe definicje wyjaśniam najważniejsze pojęcia związane z praca. Np. pojęcie domu inteligentnego, cechy takiego domu, uczenie maszynowe. Przedstawiłem także podział algorytmów uczenia maszynowego ze względu na sposób działania. W tej części przedstawiłem także krótki rys historyczny domów inteligentnych i uczenia maszynowego.

W rozdziale drugim opisałem system, który napisałem w języku programowania C#. Napisany program ma rozpoznawać powrót właściciela domu i dostosowywać do niego prace urządzeń grzewczych. Jak również zastosowane biblioteki oraz wybrane algorytmy.

Kolejny rozdział opisuje szczegóły dotyczące obiektu symulacji i badań, jak również opis badan i wyniki symulacji.

Całość podsumowałem wnioskami wynikającymi z badań.

# **Pojęcia związane z pracą**

## **1.1 Pojęcie domu inteligentnego**

"Inteligentny budynek to zespół jego możliwości technicznych pozwalających na podstawie stanów różnych czynników wewnętrznych i zewnętrznych odpowiednio reagować, w celu zapewnienia jego użytkownikom komfortowych warunków życia i wysokiego poziomu bezpieczeństwa

Intelligent Building Institute mówi, że inteligentny budynek jest budynkiem, który integruje różne systemy, aby skutecznie, w sposób skoordynowany zarządzać zasobami w celu zapewnienia jak najlepszego funkcjonowania jego użytkowników, maksymalizować oszczędności w zakresie inwestycji i kosztów operacyjnych oraz umożliwiać maksymalną elastyczność.

System zarządzania budynkiem (ang. *BMS* – *Building Management Systems*) znajduje zastosowanie w budynkach mieszkalnych,   biurach,  zakładach przemysłowych.  Można zainstalować tam wiele systemów i połączyć je w całość.   Oczywiście spełnia także  funkcje monitorowania i kontroli. Optymalizacja i dostosowywanie do indywidualnych potrzeb użytkowników, jak również raportowanie działania urządzeń, jak i całego systemu, to zadania budynku inteligentnego.

Krótko przedstawię kilka z systemów, które mają zastosowanie w domach jednorodzinnych np:

* sterowanie oświetleniem wewnętrznym i zewnętrznym uwzględniając obecność mieszkańców, reagowanie na ruch w pomieszczeniach, jak również natężenie światła w wybranych miejscach.
* sterowanie [ogrzewaniem](https://pl.wikipedia.org/wiki/Ogrzewanie) wybranych  pomieszczeń, które pozwala podgrzać powietrze w tylko wybranym  pomieszczeniu jak również je  oczywiście schłodzić. Oczywiście zadaniem systemu jest reakcja na ruch osoby znajdującej się tam, zatem wejścia lub wyjścia użytkownika domu.
* sterowanie [wentylacją](https://pl.wikipedia.org/wiki/Wentylacja), [klimatyzacją](https://pl.wikipedia.org/wiki/Klimatyzacja) i [filtracją](https://pl.wikipedia.org/wiki/Filtracja), pamiętając zawartość [dwutlenku węgla](https://pl.wikipedia.org/wiki/Dwutlenek_w%C4%99gla) i [wilgotność](https://pl.wikipedia.org/wiki/Wilgotno%C5%9B%C4%87_powietrza) czyli o   parametry jakości powietrza, tj.
* symulacja obecności  użytkowników domu.  W tym przypadku polegająca ona np.  na włączaniu i wyłączaniu [oświetlenia](https://pl.wikipedia.org/wiki/O%C5%9Bwietlenie_sztuczne) w wybranych pomieszczeniach.  Trzeba tylko zastosować moduł,  dzięki któremu  można odtwarzać dźwięki nagrane przez domowników w czasie ich nieobecności w domu, można tu wykorzystać inteligentny głośnik, jak również połączone z Internetem urządzenia (telefon, TV) lub też system pogodowy.
* system alarmowy i [monitoring](https://pl.wikipedia.org/wiki/Monitoring). Działa za pomocą zainstalowanych czujników np. detektor ruchu. System uruchamia się, gdy zostanie stłuczona szyba, otworzy się drzwi lub np.  przekroczy określoną  linię. Automatycznie zostanie uruchomiony system  sygnałów dźwiękowych, powiadomiona zostanie policja lub służby ochrony. Każde opuszczenie domu, zapewnia nam spokój, gdyż można zaprogramować sterowanie tak, by dom sprawiał wrażenie zamieszkałego. Każdy incydent powoduje powiadomienie. Zatem na odległość można monitorować  sytuacje w domu.
* system przeciwpożarowy  ostrzega mieszkańców przed pożarem i zatruciem CO2.Czujniki  dymu i temperatury   uruchamiają np. tryskaczy czy  zraszaczy. Ponadto komunikują o sposobie ewakuacji oraz odcina gaz.
* system kontroli dostępu, to system stosowany przede wszystkim w biurach, zakładach pracy czy instytucjach. Jest to przydzielania dostępu wyznaczonym osobom  do konkretnych pomieszczeń. Naruszenie tego przydziały  spowoduje, że drzwi nie zostaną otwarte. Dodatkowo jeszcze sieć kamer rejestruje, kto przekracza  zabezpieczone drzwi lub próbuje, a blokada drzwi nie została zdjęta.
* system pogodowy jest  wyposażony w różne czujniki pogodowe. Jeśli warunki atmosferyczne pogorszą się (obniży się znacznie temperatura, zacznie padać deszcz, pojawi się burza) system zamyka okna lub przechodzi na oddzielne zasilanie w przypadku wyłączeń  z powodu wyładowań atmosferycznych.

Dużą zaletą takiego systemu jest to, że czynniki zewnętrzne (atmosferyczne - niezależnie od pogody i od pory roku nie mają wpływu na warunki w domu).  Temperatura jest zawsze optymalna uwzględniając wymagania wszystkich domowników. Oczywiście systemy umożliwiają także ustawienie temperatury wody i podgrzewanie w określonych godzinach.  Niesie to za sobą efektywne zarządzanie kosztami ogrzewania.

Dzięki tym elementom i wielu innym systemom, jak również zarządzaniu wszystkimi połączonymi  ze sobą urządzeniami w domu, można  sterować nim z bliska z daleka. Sterowanie to jest bardzo proste i przyjazne w obsłudze. Zapewnia wygodę życia i bezpieczeństwo.

Jednak oprócz wygody życia, obniżenia kosztów eksploatacji pojawiają się także zagrożenia. Wszyscy zdają sobie sprawę.

### **1.1.1 Historia domów inteligentnych**

Po raz pierwszy budynek inteligentny a zarazem pomysł inteligentnego budynku pojawił się w latach siedemdziesiątych w  branży przemysłowej  Stanów Zjednoczonych. W latach dziewięćdziesiątych obejmowało już szerszy zakres przemysłu, jak również bardziej skomplikowane systemy o dużej zmienności funkcji.   Zdobyte doświadczenia systemów kontroli zastosowanych w przemyśle i innych dziedzinach pozwoliły,  stworzyć  systemy i podsystemy, które stopniowo zostały przeniesione do sektora prywatnego jako  Intelligent Building Sysytems.   Oczywiście początkowo nie było, to tak rozumiane jak w chwili obecnej. Jednak chodziło o to, by zastosować i wykorzystać systemy informatyczne tak, by wspierały jak najlepiej wszystkie działania i procesy w danym pomieszczeniu.

### **1.1.2 Cechy inteligentnego budynku**

Inteligentny budynek to zespół różnych systemów, które zmieniają nasze pojmowanie  prowadzeniu i  zarządzaniu domem. Kiedy moi rodzice podłączali instalację gazową zapoznawali się z instrukcją działania pieca. Już wtedy było sukcesem, gdy po zamianie pieca węglowego na gazowy można było ustawić godzinę włączania pieca lub ogrzewania wody. Kolejnym systemem, który pojawił się było zraszanie trawy. Ale ponownie trzeba było uczyć się ustawień.

 Natomiast założeniem inteligentnego domu jest zaprogramować jednocześnie  wszystkie urządzenia zgodnie z potrzebami i wymaganiami. Urządzenia mają za zadanie  np. zapamiętać ulubione ustawienia z czasem parzenia kawy włącznie. Aby uzyskać pełną satysfakcję z użytkowania domu inteligentnego, musi cechować go np.:

* łatwość w  obsłudze
* możliwość dowolnej zmiany lokalizacji urządzeń sterujących , jak również możliwości łatwego dokonywania zmian i modyfikowania w zależności od potrzeb
* estetyka wnętrz i całego budynku
* samodzielna i automatyczna praca i eksploatacja zainstalowanych systemów
* dbałość o bezpieczeństwo życia i dóbr materialnych
* niezawodność działania wszystkich urządzeń
* dbałość o dostosowanie  optymalnych dla człowieka warunków (wilgotność, temperatura, oświetlenie)
* ciągły  dostęp do  internetu
* niskie koszty utrzymania domu

### 1.2. Uczenie maszynowe

### 1.2.1 Definicja uczenia maszynowe

Mówimy, że maszyna uczy się zadania T w oparciu o doświadczenie E i miarę jakości P, jeśli wraz z przyrostem doświadczenia E poprawia się jakość wykonywanego zadania T mierzona przez miarę P. [T. M. Mitchell. Machine Learning. McGraw Hill, 1997.]

Uczenie - zmiany w systemie adaptującym się pozwalające mu w przyszłości działać

bardziej efektywnie na takich samych zadaniach lub zadaniach o podobnych charakterze [Simon 1983]

### 1.2.2 Historia uczenia maszynowego

### 1.2.3 Rodzaje algorytmów uczenia maszynowego

Algorytmy uczenia maszynowego możemy pogrupować wg dwóch kryteriów:

1. Ze względu na styl uczenia
2. Ze względu na sposób działania

Biorąc pod uwagę styl uczenia wyróżniamy:

* algorytmy nadzorowane
* algorytmy bez nadzoru
* algorytmy z częściowym nadzorem

**Algorytmy nadzorowane** sposób uczenia maszynowego, które zakłada obecność ludzkiego nadzoru nad tworzeniem funkcji odwzorowującej wejście systemu na jego wyjście.

Nadzór polega na stworzeniu zestawu danych uczących, czyli par:

1. wejściowy obiekt uczący (np. wektor);
2. pożądana przez nadzorcę (nauczyciela) odpowiedź (np. jakaś konkretna wartość liczbowa).

Zadaniem systemu jest nauczenie się przewidywania prawidłowej odpowiedzi na zadane pobudzenie oraz generalizacja przypadków wyuczonych na przypadki, z którymi system jeszcze się nie zetknął. Do modelowania procesów technicznych zwykle wykorzystuje się uczenie nadzorowane.

Polega ona na dostarczeniu systemowi uczącemu się przykładów z których każdy składa się z dwóch elementów : informacji wejściowych do systemu i odpowiadających im informacji, które otrzymujemy na wyjściu. Innymi słowy mówiąc, mamy wektor x, którego elementy zwierają informacje dotyczące danego przykładu , które podajemy systemowi na wejście i wektor y który zawiera informacje pożądane na wyjściu. Zadanie systemu polega na nauczeniu się na podstawie informacji zawartych w wektorze x generowania zawartości wektora y. System powinien nauczyć się pewnej funkcji odwzorowującej wektor x na wektor y.

**Algorytmy bez nadzoru**

W tej klasie metod uczenia sztucznych sieci neuronowych (zwanej uczeniem bez nadzoru lub bez nauczyciela) sieć bez informacji zwrotnej korygującej jej działanie z zewnątrz (tj. oceny działania sieci) sama wypracowuje funkcje przetwarzania danych, np. uporządkowywania, wykrywania regularności w danych, ich klasyfikacji, kodowania itd.

Metody uczenia nienadzorowanego są ważnym narzędziem przetwarzania danych w sytuacjach gdy nie można zorganizować nadzorowanego procesu uczenia.

Uczenie nienadzorowane znane również jako uczenie bez nadzoru lub bez nauczyciela polega na dostarczenia do systemu zbioru przykładów opisanych jedynie za pomocą wektorów wejściowych x bez podania pożądanych odpowiedzi , czyli bez wektora y. Celem jest zazwyczaj przekształcenie dostarczanej do systemu uczącego się informacji wejściowej w pewne inne formy, lepiej dostosowane do dalszego przetwarzania. Zasada, zgodnie z którą jest dokonywane to przekształcenie, jest ustalona dla danej klasy zadań uczenia się bez nadzoru i wbudowana do struktury systemu. Można więc powiedzieć, że system uczący się bez nadzoru ma na stałe wbudowane źródło informacji trenującej. Typowym przykładem zadania uczenia się bez nadzoru jest zadanie wykrywania pewnych regularności w danych wejściowych i grupowanie ich na tej podstawie w pewne kategorie. Jest to tzw. grupowanie (klasteryzacja) oraz jej "bardziej symboliczna" forma, grupowanie pojęciowe (conceptual clustering). Algorytmy uczenia się bez nadzoru stanowią ważną grupę algorytmów uczenia sieci neuronowych.

**Algorytmy z częściowym nadzorem**

Algorytm z częściowym nadzorem jest używany gdy część danych uczących jest niezdefiniowanych.

Algorytmy te potrafią użyć dodatkowe niezdefiniowane dane by lepiej generalizować dane dla nowych próbek. Te algorytmy są najefektywniejsze gdy mają małą ilość zdefiniowanych danych i dużą ilość niezdefiniowanych.

: Semi-supervised learning methods use unlabeled data to either modify or reprioritize hypotheses obtained from labeled data alone. Although not all methods are probabilistic, it is easier to look at methods that represent hypotheses by p(y|x), and unlabeled data by p(x). Generative models have common parameters for the joint distribution p(x, y). It is easy to see that p(x) influences p(y|x). Mixture models with EM is in this category, and to some extent self-training. Many other methods are discriminative, including transductive SVM, Gaussian processes, information regularization, and graph-based methods. Original discriminative training cannot be used for semi-supervised learning, since p(y|x) is estimated ignoring p(x). To solve the problem, p(x) dependent terms are often brought into the objective function, which amounts to assuming p(y|x) and p(x) share parameters.

Biorąc pod uwagę sposób działania wyróżniamy wiele algorytmów miedzy innymi:

* algorytmy regresyjne
* drzewa decyzyjne
* algorytmy Bayesowe
* algorytmy grupowania
* sztuczne sieci neuronowe

Algorytmy regresyjne

n [statistical modeling](https://en.wikipedia.org/wiki/Statistical_model), **regression analysis** is a statistical process for estimating the relationships among variables. It includes many techniques for modeling and analyzing several variables, when the focus is on the relationship between a [dependent variable](https://en.wikipedia.org/wiki/Dependent_variable) and one or more [independent variables](https://en.wikipedia.org/wiki/Independent_variable) (or 'predictors'). More specifically, regression analysis helps one understand how the typical value of the dependent variable (or 'criterion variable') changes when any one of the independent variables is varied, while the other independent variables are held fixed. Most commonly, regression analysis estimates the [conditional expectation](https://en.wikipedia.org/wiki/Conditional_expectation) of the dependent variable given the independent variables – that is, the [average value](https://en.wikipedia.org/wiki/Average_value) of the dependent variable when the independent variables are fixed. Less commonly, the focus is on a [quantile](https://en.wikipedia.org/wiki/Quantile), or other [location parameter](https://en.wikipedia.org/wiki/Location_parameter) of the conditional distribution of the dependent variable given the independent variables. In all cases, the estimation target is a [function](https://en.wikipedia.org/wiki/Function_(mathematics)) of the independent variables called the **regression function**. In regression analysis, it is also of interest to characterize the variation of the dependent variable around the regression function which can be described by a [probability distribution](https://en.wikipedia.org/wiki/Probability_distribution).

Regression analysis is widely used for [prediction](https://en.wikipedia.org/wiki/Prediction) and [forecasting](https://en.wikipedia.org/wiki/Forecasting), where its use has substantial overlap with the field of [machine learning](https://en.wikipedia.org/wiki/Machine_learning). Regression analysis is also used to understand which among the independent variables are related to the dependent variable, and to explore the forms of these relationships. In restricted circumstances, regression analysis can be used to infer[causal relationships](https://en.wikipedia.org/wiki/Causality) between the independent and dependent variables. However this can lead to illusions or false relationships, so caution is advisable;[[1]](https://en.wikipedia.org/wiki/Regression_analysis#cite_note-1) for example, [correlation does not imply causation](https://en.wikipedia.org/wiki/Correlation_does_not_imply_causation).

Many techniques for carrying out regression analysis have been developed. Familiar methods such as [linear regression](https://en.wikipedia.org/wiki/Linear_regression) and[ordinary least squares](https://en.wikipedia.org/wiki/Ordinary_least_squares) regression are [parametric](https://en.wikipedia.org/wiki/Parametric_statistics), in that the regression function is defined in terms of a finite number of unknown[parameters](https://en.wikipedia.org/wiki/Parameter) that are estimated from the [data](https://en.wikipedia.org/wiki/Data). [Nonparametric regression](https://en.wikipedia.org/wiki/Nonparametric_regression) refers to techniques that allow the regression function to lie in a specified set of [functions](https://en.wikipedia.org/wiki/Function_(mathematics)), which may be [infinite-dimensional](https://en.wikipedia.org/wiki/Dimension).

The performance of regression analysis methods in practice depends on the form of the [data generating process](https://en.wikipedia.org/wiki/Data_collection), and how it relates to the regression approach being used. Since the true form of the data-generating process is generally not known, regression analysis often depends to some extent on making assumptions about this process. These assumptions are sometimes testable if a sufficient quantity of data is available. Regression models for prediction are often useful even when the assumptions are moderately violated, although they may not perform optimally. However, in many applications, especially with small [effects](https://en.wikipedia.org/wiki/Effect_size) or questions of [causality](https://en.wikipedia.org/wiki/Causality) based on [observational data](https://en.wikipedia.org/wiki/Observational_study), regression methods can give misleading results.[[2]](https://en.wikipedia.org/wiki/Regression_analysis#cite_note-2)[[3]](https://en.wikipedia.org/wiki/Regression_analysis#cite_note-3)

Drzewa decyzyjne

Drzewa decyzyjne są to bezparametrowe metody z uczeniem nadzorowanym stosowane dla klasyfikacji lub regresji. Celem jest stworzenie modelu który przewidzi wartość dla zmiennej ucząc się poprzez proste reguły wywnioskowane z danych.

Możliwości i ograniczenia wykorzystywania drzew decyzyjnych w modelowaniu procesu decyzyjnego :

1. Ocena decyzji powinna następować na podstawie informacji, którą rozporządzał decydent w momencie jej podejmowania, a nie tej, która jest dostępna w momencie dokonywania oceny. Jeżeli np. po dokonaniu odwiertu okazało się, że nie natrafiono na ropę (zysk równy –200), to nie znaczy, że nie należało podejmować wierceń (zysk byłby równy 0). Podobnie dobry wynik wcale nie oznacza, że podjęto właściwą decyzje. 2. Możliwości efektywnego zastosowania metody zależą od kosztu i możliwości pozyskania danych – tj. prawdopodobieństw oraz kosztów i zysków wyrażonych w wartościach pieniężnych. Najlepiej korzystać z prawdopodobieństw szacowanych na podstawie częstotliwości występowania danej sytuacji w przeszłości. W ten sposób oszacowano prawdopodobieństwa natrafienia lub nie natrafienia na ropę. 3. Jeżeli nie możemy wyznaczyć prawdopodobieństw na podstawie danych historycznych, wykorzystuje się prawdopodobieństwa subiektywne. 4. Problem niedokładności danych można częściowo rozwiązać przeprowadzając analizę wrażliwości w celu wyznaczenia wrażliwości wartości oczekiwanej i rozwiązania (optymalnej ścieżki w grafie) na wartości parametrów. 5. Dodatkowa informacja jest prz ydatna, jeżeli zwiększa ona wartość oczekiwaną i jest dostępna przed podjęciem decyzji

Algorytmy Bayesowe

Algorytmy Bayesowe to takie które korzystają z teorii Bayesa dla problemów klasyfikacji czy regresji.

Dla dowolnej hipotezy h ∈ H i zbioru danych T ⊂ X zachodzi:

Pr(h|T) = Pr(T|h) Pr(h) Pr(T)

Algorytmy grupowania

Zadaniem algorytmów grupowania jest podział danego zbioru danych na mniejsze podzbiory. Elementy należą do danego podzbioru, gdy są bardziej podobne do innych elementow z tego podzbioru niż do obiektów z innych podzbiorów.

Podstawowym celem grupowania danych jest:

● wyszukiwanie wzorców,

● wskazywanie wspólnych cech poszczególnych obiektów w przestrzeniach wielowymiarowych,

● odnajdywanie podobnych obiektów,

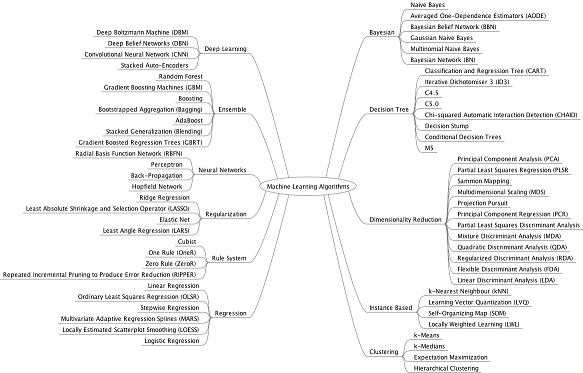
● łączenie obiektów w struktury hierarchiczne.

Sieci neuronowe

**S**ztuczne **S**ieci **N**euronowe (**SSN**) określa się najczęściej programowe lub sprzętowe symulatory modeli matematycznych, realizujące (pseudo-)równoległe przetwarzanie informacji, składające się z wielu wzajemnie połączonych funktorów zwanych poprzez analogię ze swoimi biologicznymi protoplastami - neuronami. Emulują one niektóre spośród zaobserwowanych właściwości biologicznych układów nerwowych oraz bazują na analogii adaptacyjnego uczenia biologicznego. Odnosząc tę definicję do architektury połączeń, równoległego przetwarzania i systemów neuromorficznych, sztuczne sieci neuronowe są swoistym systemem inspirowanym przez to, w jaki sposób gęsto połączone między sobą struktury mózgu obrabiają dane, w różny sposób docierające z otoczenia. Kluczowym elementem SSN jest zatem nowatorska struktura systemu przetwarzania informacji. System taki składa się z dużej liczby rozlegle połączonych ze sobą elementów przetwarzających, które - jak wspomniano wyżej - są analogiczne do biologicznych neuronów i powiązane ze sobą ważonymi połączeniami, które są znowu analogiczne do biologicznych synaps.

szczegółowy podział przedstawia poniższy rysunek

Rys. 1 podzial stylow uczenia się ze względu na sposób działania [http://machinelearningmastery.com/a-tour-of-machine-learning-algorithms Jason Brownlee 2013]]



# Część projektowa.

# Opis techniczny

# Przedmiot opracowania

Projekt samouczącego się systemu sterowania ogrzewaniem w domu jednorodzinnym. Zaprojektowano system który przewiduje godziny powrotu właściciela do domu, oblicza czas nagrzewania budynku w zależności od temperatury zewnętrznej oraz zapewnia odpowiednio wczesne uruchamianie ogrzewania. Celem pracy systemu jest zapewnienie komfortu grzewczego użytkownikom domu.

* 1. Podstawa opracowania

Projekt opracowano w oparciu o:

* Temat pracy
* Środowisko programistyczne Visual Studio 2015
* Język programowania C#
* Bibliotekę Encog
* Literaturę , artykuły, strony internetowe ujęte w rozdziale X
  1. Charakterystyka obiektu

Jako obiekt badań przyjęto dom jednorodzinny drewniany zlokalizowany we Wrocławiu, na terenie miejskim, niezacienionym. Dom jest jednokondygnacyjny, ocieplony wełną mineralną do uzyskania współczynników przenikania ciepła na poziomie współczynników zgodnych z Rozporządzeniem Ministra Infrastruktury z dnia 12 kwietnia 2002 r. „W sprawie warunków technicznych jakim powinny odpowiadać budynki i ich usytuowanie” wraz z późniejszymi zmianami.

* 1. Założenia projektowe.

Założenia projektowe dla budynku:

* Powierzchnia domu: 100m2
* Powierzchnia ścian zewnętrznych: 98m2
* Powierzchnia przegród szklanych(okien):22m2
* Powierzchnia dachu: 100m2
* Powierzchnia podłogi na gruncie 100m2
* Ściany zewnętrzne drewniane, modrzewiowe +ocieplenie wełną mineralną
* Preferowana temperatura wewnętrzna 21stC
* Budynek jest ogrzewany piecem gazowym kondensacyjnym o mocy 15 KW
* Rodzaj ogrzewania grzejnikowe

Dla uproszczenia obliczeń przyjęto iż cały obrys budynku stanowi jedną powierzchnie o preferowanej temperaturze wewnętrznej 21stC. Dla powyższych założeń wyznacza straty ciepła dla budynku w zależności od temperatury zewnętrznej oraz czas nagrzewania budynku.

Założenia projektowe dla systemu sterowania ogrzewaniem:

* Sterowanie ogrzewaniem odbywa się za pomocą wbudowanego sterowania kotła grzewczego.
* Wbudowana automatyka kotła realizuje funkcję przeciwzamrożeniową
* Zaprojektowana aplikacja predykuje godziny powrotu właściciela do domu oraz oblicza czas nagrzewania i uruchamia kocioł o odpowiedniej godzinie.
* Do przewidywania godziny powrotu lokatorów do domu zastosowano algorytmy : Sztuczną sieć neuronową(Multi-Layer Perceptron) oraz Regresje liniową.
* Aktualną pogodę tj. temperaturę pobiera się z serwisu OpenWeatherService.
* Założono że sterowanie ogrzewaniem będzie odbywało się za pomocą biblioteki Modebus.
  1. Opis zastosowanych rozwiązań.
     1. Pobieranie aktualnej temperatury

Pobieranie aktualnej temperatury odbywa się przy pomocy Weather API udostępnionego przez serwis OpenWeatherMap. Pobieramy aktualne warunki pogodowe dla Wrocławia w postaci xml’a.

string weburl = "http://api.openweathermap.org/data/2.5/forecast/city?id=3081368&APPID=c7cd5ea156fa1a32bde78b54d0beaae1&mode=xml&units=metric&cnt=1";

Wartość temperatury pobieramy z odpowiedniego węzła („temperature”)

string szTemp = doc.DocumentElement.SelectSingleNode("forecast").SelectSingleNode("time").SelectSingleNode("temperature").Attributes["value"].Value;

* + 1. Sztuczna sieć neuronowa

Poprzez nazwę **S**ztuczne **S**ieci **N**euronowe (**SSN**) określa się najczęściej programowe lub sprzętowe symulatory modeli matematycznych, realizujące (pseudo-)równoległe przetwarzanie informacji, składające się z wielu wzajemnie połączonych funktorów zwanych poprzez analogię ze swoimi biologicznymi protoplastami - neuronami. Emulują one niektóre spośród zaobserwowanych właściwości biologicznych układów nerwowych oraz bazują na analogii adaptacyjnego uczenia biologicznego. Odnosząc tę definicję do architektury połączeń, równoległego przetwarzania i systemów neuromorficznych, sztuczne sieci neuronowe są swoistym systemem inspirowanym przez to, w jaki sposób gęsto połączone między sobą struktury mózgu obrabiają dane, w różny sposób docierające z otoczenia. Kluczowym elementem SSN jest zatem nowatorska struktura systemu przetwarzania informacji. System taki składa się z dużej liczby rozlegle połączonych ze sobą elementów przetwarzających, które - jak wspomniano wyżej - są analogiczne do biologicznych neuronów i powiązane ze sobą ważonymi połączeniami, które są znowu analogiczne do biologicznych synaps.

SSN są podzbiorem rozwiązań nazywanych AI (*Artifical Inteligence* - sztuczna inteligencja). Ich dynamiczny rozwój nastąpił dopiero od drugiej połowy lat 80, w wyniku możliwości jakie dała współczesna informatyka i elektronika.

Podstawową cechą różniącą SSN od programów realizujących algorytmiczne przetwarzanie informacji jest zdolność generalizacji czyli umiejętność uogólniania wiedzy dla nowych wzorców nieznanych wcześniej, czyli nie prezentowanych w trakcie nauki. Określa się to także jako zdolność SSN do aproksymacji wartości funkcji wielu zmiennych w przeciwieństwie do interpolacji możliwej do otrzymania przy przetwarzaniu algorytmicznym. Można to ująć jeszcze inaczej. Np. systemy ekspertowe z reguły wymagają zgromadzenia i bieżącego dostępu do całej wiedzy na temat zagadnień, o których będą rozstrzygały. SSN wymagają natomiast jednorazowego nauczenia, przy czym wykazują one tolerancję na nieciągłości, przypadkowe zaburzenia lub wręcz braki w zbiorze uczącym. Pozwala to na zastosowanie ich tam, gdzie nie da się rozwiązać danego problemu w żaden inny, efektywny sposób.

Uczenie w systemach biologicznych prawdopodobnie zmienia ustawienia w połączeniach synaptycznych, znajdujących się pomiędzy neuronami.

Uczenie SSN natomiast zmienia liczbowe wartości wag znajdujących się również pomiędzy neuronami. Uczenie zatem zachodzi poprzez bezpośrednią ekspozycję rzeczywistego zestawu danych, gdzie algorytm uczący modeluje wagi połączeń.Te właśnie wagi połączeń mają 'zapisane' dane niezbędne do rozwiązywania specyficznych problemów. Pomimo pojawienia się SSN w późnych latach '50, dopiero w połowie '80 stały się wystarczająco dojrzałe do zastosowania w poważnych aplikacjach. Dzisiaj SSN są stosowane do wzrastającej liczby problemów świata rzeczywistego o znacznym stopniu zawiłości. Wiele skutecznych predykcji uzyskanych za pomocą SSN opiera się na prezentacji ciągów uczących wygenerowanych z danych historycznych.

SSN oferują idealne rozwiązania dla dużego zakresu klasyfikowanych problemów (jak np.: mowa, rozpoznawanie znaków i sygnałów) równie dobrze jak predykcja i modelowanie systemów, gdzie procesy (fizyczne, ekonomiczne, ...) są niezrozumiałe bądź bardzo skomplikowane. SNN mogą być stosowane do nadzoru nad procesami przebiegającymi w czasie rzeczywistym, gdzie zmienne wejściowe są odczytami pomiarów używanymi do sterowania *on-line* , a sieć uczy się funkcji kontroli.

Siec neuronowa stara się przewidzieć przyszłe wartości opierając się na teraźniejszy oraz przeszłych wartościach. Do przewidywania wartości używamy temporal neural network. Temporal neural network jest zwykle feedforward network lub simple recurrent network.

Przewidująca sieć neuronowa korzysta z danych wejściowych do by zaakceptować informacje o aktualnych danych i używa ich do przewidzenia przyszłych danych. Korzystamy z dwóch okien:

-okna przeszłości

-okna przyszłości

Oba te okna muszą mieć określoną wielkość. Wielkość okna przeszłości określa jaka ilość danych jest potrzeba do wykonania predykcji. Wielkość okna przyszłości odpowiada ilości danych jakie mają zostać przewidzone. Dane przed przesłaniem do sieci neuronową powinny być znormalizowane zanim zostaną przekazane do sieci neuronowej.

- Wykorzystany algorytm.

Do zbudowania sieci neuronowej skorzystałem z opensourcowej biblioteki Encog która jest dostępna dla m.in. języków C# i Java.

By wykorzystać temporal neural network musimy zainicjalizować TemporalMLDataSet – jest to klasa w której będą przechowywane dane użyte do trenowania sieci. Wartości potrzebne do zainicjalizowania to wielkość okna przeszłości oraz przyszłości. Następnie musimy opisać jakie dane są podawane do sieci neuronowej. Ponieważ danę są wcześniej znormalizowane, jako typ danych podajemy że dane w sieci nie mają być przetworzone(typ danych RAW)

Następnie tworzymy zbiór punktów na których sieć będzie się uczyć.

Podstawową sprawą jest także stworzenie samej sieci.

Sieć neuronową dzielimy na warstwy. W naszym algorytmie skorzystamy z 3 warstw:

* Warstwy wejściowej o wielkości 10(Wielkość okna wejściowego)
* Warstwy ukrytej o wielkości 10
* Warstwy wyjściowej o wielkości 1(Wielkość okna wyjściowego)

Ilość neuronów w warstwie ukrytej została ustalona metodą prób I błędów gdyż nie jest znany algorytm pozwalający na obliczenie najlepszej ilości. Rozpocząłem od wartości minimalnej i zwiększałem ilość neuronów do zadowalających rezultatów

Dla każdej warstwy należy wybrać odpowiednią funkcje aktywacji (u nas tangens hiperboliczny?)

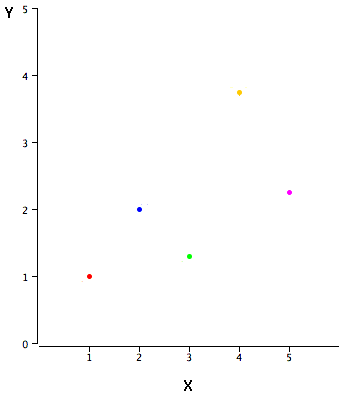
Gdy mamy już sieć i odpowiednie dane treningowe musimy wybrać odpowiedni algorytm trenujący sieć. W naszym przypadku korzystamy z jednego z najszybszych – Levenberg-Marquadt.

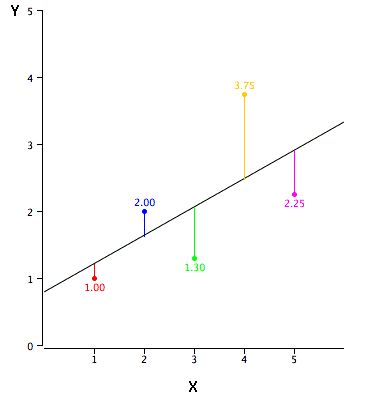
W tym momencie możemy zacząć trenować sieć. Sieć jest trenowana do momentu gdy błąd nie przekracza 0.001.

Gdy sieć skończy się uczyć możemy zacząć wykonanie przewidywania;

* + 1. Regresja liniowa

Regresja liniowa jest najprostszym wariantem regresji (przeczytaj najpierw o idei regresji) w statystyce. Zakłada ona, że zależność pomiędzy zmienną objaśnianą a objaśniająca jest zależnością liniową. Tak jak w analizie korelacji, jeżeli jedna wartość wzrasta to druga wzrasta (dodatnia korelacji) lub spada (korelacja ujemna). W regresji liniowej zakłada się, że wzrostowi jednej zmiennej (predyktor, predyktory) towarzyszy wzrost lub spadek na drugiej zmiennej. Co więcej, nazwa regresji liniowej odnosi się, że funkcja regresji przyjmuje postać funkcji liniowej, czyli y = bx+a.

Analiza regresji liniowej ma na celu wyliczenie takich współczynników regresji (współczynników w modelu liniowym), aby model jak najlepiej przewidywał wartość zmiennej zależnej, aby błąd oszacowania był jak najmniejszy. Tak więc analiza regresji "dopasowuje" taką linię prostą do badanych (liniowa zależność), aby jak model był jak najlepszy (obarczony jak najmniejszym błędem losowym).



<http://onlinestatbook.com/2/regression/intro.html>

Działanie regresji liniowej

* + 1. Ważona średnia krocząca

**Ważona średnia krocząca** (ang. *weighted moving average*, WMA) przypisuje różne wagi danym z poszczególnych okresów. W analizie technicznej często stosuje się średnie ważone, w których wagi maleją w [postępie arytmetycznym](https://pl.wikipedia.org/wiki/Ci%C4%85g_arytmetyczny). Np. w n-okresowej WMA ostatni okres ma wagę n, przedostatni n-1 itd.



* + 1. Obliczanie czasu nagrzania domu
       1. Obliczenie obciążenia cieplnego dla budynku.

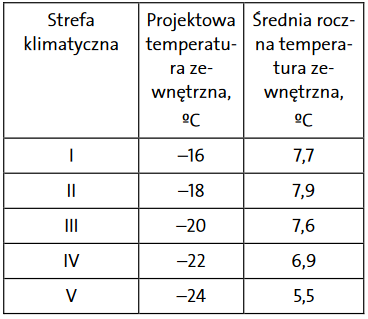
Projektowe obciążenie cieplne dla budynku to inaczej wielkość (moc) źródła ciepła, która jest potrzebna do uzyskania i utrzymania projektowej temperatury wewnątrz budynku czyli tzw. komfortu cieplnego.

Obciążenie cieplne dla budynku obliczane jest dla projektowej temperatury zewnętrznej oraz średniej rocznej temperatury zewnętrznej. Obliczeniowa temperatura zewnętrzna oraz średnia roczna temperatura zewnętrzna przyjmowana jest według normy [AA] w zależności od lokalizacji budynku. Polska jest podzielona na pięć stref klimatycznych dla okresu zimnego zgodnie z rysunkiem przedstawionym poniżej.



Podział terytorium Polski na strefy klimatyczne [AA]

Temperatury dla poszczególnych stref przedstawia tabela:



Projektowa temperatura zewnętrzna i średnia roczna temperatura zewnętrzna [AA]

Obciążenie cieplne dla budynku oblicza się poprzez wyznaczanie projektowych obciążeń cieplnych dla poszczególnych pomieszczeń. Szczególnie istotna jest znajomość typów oraz przeznaczenia pomieszczeń w celu wyznaczenia poszczególnych projektowych temperatur wewnętrznych. Temperatury dla poszczególnych typów pomieszczeń określa norma [AA].

Założenia dla obiektu symulacji:

* Lokalizacja: Wrocław
* projektowa temperatura zewnętrzna dla okresu zimnego: -18stC
* średnia roczna temperatura zewnętrzna: 7,9stC
* Projektowa temperatura wewnętrzna: 21stC

Dla uproszczenia obliczeń przyjęto, iż całość budynku stanowi jedną przestrzeń (jedno pomieszczenie) o jednakowej projektowej temperaturze wewnętrznej.

Całość obliczeń obciążenia cieplnego dla budynku sporządzono zgodnie z normą [AA].

Przegrody zewnętrzne

Przedmiotem symulacji jest dom o powierzchni 100m3 o ścianach drewnianych, modrzewiowych. Poniżej przedstawiono zestawienie przegród budowlanych dla obiektu.

1. Ściana zewnętrzna drewniana

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| l.p. | warstwa | grubość  d | wsp. przew.  ciepła | opór |
|  | ściana zewnętrzna  modrzewiowa  (SZ) |  |  |  |
| 1 | deska oblicówka | 0,02 | 0,2 | 0,100 |
| 2 | wełna min. | 0,15 | 0,042 | 3,571 |
| 3 | Płyta OSB | 0,01 | 0,14 | 0,071 |
| 4 | wełna min. | 0,15 | 0,042 | 0,357 |
| 5 | Deska elewacyjna modrzewiowa | 0,04 | 0,2 | 0,200 |
|  | | | | 0,04  0,13  4,30 |
|  | | | | 0,23 |

1. Podłoga na gruncie

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| l.p. | warstwa | grubość  d | wsp. przew.  ciepła | opór |
|  | Podłoga na gruncie (PG) |  |  |  |
| 1 | Posadzka (parkiet lub płytki ceramiczne) | 0,035 | 1,05 | 0,033 |
| 2 | Wylewka betonowa | 0,05 | 1,7 | 0,029 |
| 3 | Styropian (20) | 0,1 | 0,04 | 2,500 |
| 4 | Płyta żelbetowa | 0,25 | 1,7 | 0,147 |
| 5 | Podsypka żwirowa | 0,25 | 2,0 | 0,125 |
|  | | | | 0,04  0,13  2,835 |
|  | | | | 0,35 |

1. Stropodach

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| l.p. | warstwa | grubość  d | wsp. przew.  ciepła | opór |
|  | stropodach niewentylowany (Std) |  |  |  |
| 1 | płyta żelbetowa | 0,14 | 1,70 | 0,082 |
| 2 | płyty z wełny mineralnej (szczelne) | 0,15 | 0,042 | 3,57 |
| 3 | pustka powietrzna | 0,009 |  | 0,143 |
| 4 | deski sosnowe w poprzek włókien | 0,02 | 0,16 | 0,125 |
| 5 | 3x papa na lepiku | 0,008 | 0,18 | 0,044 |
|  | | | | 0,04  0,10  4,11 |
|  | | | | 0,24 |

1. Drzwi zewnętrzne

|  |  |
| --- | --- |
| Drzwi zewnętrzne (DZ) | |
|  | 2,60 |

1. Okna zewnętrzne

|  |  |
| --- | --- |
| Okno (O) | |
|  | 1,60 |

Zapotrzebowanie na ciepło dla budynku:

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Dom jednorodzinny**  **Kubatura:**  **Powierzchnia:** | | | **Przegroda** | | | | |  |  | **Współ. korekcyjne** | | | | |  |
| **Symbol przegr** | **Temp za przegrodą** | **Dług** | **Wys./ szer.** | **Pow.** |  |  |  |  |  |
| 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | | | | | 12 |
| **Temp. wewnętrzna** | | | **SZ** | **-18** | **40** | **3** | **98** | **0,23** | **0,05** | **-** | **-** | **-** |  | **-** | **22,54** |
|  | **21** |  | **O** | **-18** | **11** | **2** | **22** | **1,6** | **0,4** | **-** | **-** | **-** |  | **-** | **44** |
| **Wentylacja/ infiltracja** | | | **DZ** | **-18** | **1** | **2** | **2** | **2,6** | **0,5** | **-** | **-** | **-** |  | **-** | **6,2** |
|  | **0,5** |  | **Std** | **-18** | **10** | **10** | **100** | **0,24** | **0,2** | **-** | **-** | **-** |  | **-** | **44** |
|  | **6** |  | **PG** | **-18** | **10** | **10** | **100** | **0,35** | **0,2** | **-** | **-** | **-** |  | **-** | **27,5** |
|  | **150** |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  | **300** |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| **Współczynnik strat ciepła na wentylację:** | | | | | | | | | | **51** | | | | | |
| **Projektowa wentylacyjna strata ciepła:** | | | | | | | | | | **1989** | | | | | |
| **Projektowa strata ciepła przez przenik.:** | | | | | | | | | | **3750,24** | | | | | |
| **Całkowita projektowa strata ciepłą przez przenikanie i wentylację:** | | | | | | | | | | **5739,24** | | | | | |

Projektowe obciążenie cieplne dla budynku wynosi 5,8 kW. Jest to obciążenie cieplne dla obliczeniowej temperatury zewnętrznej wynoszącej -18stC.

Program symulujący pobiera aktualną pogodę (temperaturę zewnętrzną) z serwisu internetowego a następnie oblicza aktualne zapotrzebowanie cieplne dla budynku.

[AA] – [PN-EN 12831:2006. Instalacje ogrzewcze w budynkach – Metoda obliczania projektowego obciążenia cieplnego]

* + 1. Połączenie z urządzeniem grzewczym
       1. Modbus

Protokół Modbus jest protokołem komunikacyjnym stworzonym w roku 1979 przez firmę Modicon (obecnie firma ta jest własnością Schneider Electric) służącym do komunikacji ze sterownikami PLC. Jego prostota i niezawodność sprawiły, że stał się de facto standardem wykorzystywanym w automatyce i jest teraz jednym z najczęściej używanych protokołów w przemysłowych urządzeniach elektronicznych, pomimo upływu dość znacznego czasu od chwili jego prezentacji.

Wśród głównych powodów korzystania z protokołu Modbus w środowiskach przemysłowych są:

* Opracowany z myślą do zastosowań w automatyce
* Protokół jest otwarty i wolny od opłat
* Przesyłane komunikaty są zabezpieczone przed przekłamaniami
* Rozkazy wymagają potwierdzenia, sygnalizacja błędów
* Jest standardem przyjętym przez większość producentów sterowników przemysłowych
* Jest łatwy do wdrożenia i utrzymania

Modbus pozwala na komunikację pomiędzy wieloma urządzeniami (do 248) podłączonymi do tej samej sieci. Protokół jest często używany do połącznia nadrzędnego komputera (Master) ze zdalnymi urządzeniami (Slave) w systemach SCADA.

Rozwój i aktualizacje protokołu Modbus odbywa się w [Organizacji Modbus](http://www.modbus.com/) w skład której wchodzą niezależni użytkownicy i dostawcy urządzeń spełniających wymagania protokołu Modbus.

### Wersje protokołu

Wśród wersji protokołu istnieją wersje przeznaczone do komunikacji szeregowej jak i sieci Ethernet. Najpopularniejszym i najczęściej stosowanym w automatyce przemysłowej jest interfejs RS485.

**Modbus RTU**

Jest najczęściej używany w komunikacji szeregowej. Bajty w ramce są wysyłane binarnie jako znaki ośmiobitowe. Ramka zabezpieczona jest sumą kontrolną CRC, w celu wykrycia przekłamań. Znaki w ramce muszą być przesyłane w sposób ciągły bez przerw między znakami (maksymalnie 1.5T gdzie T oznacza czas transmisji jednego znaku). Każda ramka poprzedzona jest odstępem (ciszą na linii) większym niż 3.5T

**Modbus ASCII**

Używany w komunikacji szeregowej. Bajty w ramce są wysyłane szesnastkowo (po dwa znaki ASCII). Dane w ramce są zabezpieczone sumą kontrolną LRC. Ramki zaczynają się dwukropkiem (':') i kończą się znakiem nowej linii (CR/LF)

**Modbus TCP/IP lub Modbus TCP**

Wersja używana do komunikacji w sieciach TCP/IP. Połączenie odbywa się na porcie 502. W ramce nie znajduje się suma kontrolna ze względu na to, że niższe warstwy protokołu TCP/IP zapewniają kontrolę błędów.

**Modbus over TCP/IP lub Modbus over TCP lub Modbus RTU/IP**

Wersja różniąca się od Modbus TCP tym, że w ramce znajduje się suma kontrolna tak jak w Modbus RTU

**Modbus over UDP**

Eksperymentalne wersja wykorzystująca protokół UDP w sieci IP, który ma mniejszy narzut od TCP, jednak nie zapewnia takiej samej niezawodności jak TCP/IP

Dane i funkcje w każdej wersji są identyczne i różnią się tylko enkapsulacją (opakowaniem ramek).

### Komunikacja i urządzenia

Każde urządzenie komunikujące się za pomocą protokołu Modbus otrzymuje unikalny adres. W sieciach szeregowych tylko urządzenie będące Masterem może zainicjować transmisję, natomiast w sieci Ethernet każde urządzenie może wysłać polecenie, choć zazwyczaj czyni to tylko urządzenie Master.

Ramka w protokole Modbus zawiera adres urządzenia do którego kierowany jest rozkaz. Tylko zaadresowane urządzenie reaguje na rozkaz, chociaż inne urządzenia w sieci też mogą otrzymać ten sam rozkaz (wyjątkiem są rozkazy typu rozgłoszeniowego wysyłane do urządzenia o adresie 0, które powodują reakcję wszystkich urządzeń w sieci, jednak żadne z urządzeń nie wysyła wówczas potwierdzenia). Każda ramka zawiera sumę kontrolną pozwalającą upewnić się, że ramka nie została uszkodzona. Najprostsze z komend pozwalają wydać urządzeniu rozkaz zmiany wartości rejestru, zmianę lub odczyt wejść/wyjść bitowych jak również odczyt wartości rejestrów.

* + - 1. Wykorzystanie modbusa

Modbusa wykorzystujemy do odczytania aktualnego stanu pieca(czy jest włączony lub wyłączony). W mojej aplikacji zastosowałem NModbus4. Jest to implementacja protokołu Modbus dla C#.

Jako symulator sterownika pieca, zostało wykorzystane oprogramowanie Modbus PLC Simulator Home, który sumuluje działanie sterownika PLC. By połączyć się z odpowiednim urządzeniem musimy wybrać odpowiednie wyjście

SerialPort port = new SerialPort("COM2");

Następnie ustalamy szybkość transmisji , ilość danych bitowych itp.

port.BaudRate = 9600;

port.DataBits = 8;

port.Parity = Parity.None;

port.StopBits = StopBits.One;

Dane te muszą być tożsamy z danymi w naszym sterowniku.

Kolejnym krokiem jest otworzenie portu.

port.Open();

Gdy mamy już otwarty port musimy ustanowić czy nasza aplikacja jest typu Master lub Slave.

W naszym przypadku jest to Master gdyż zadaniem aplikacji jest zmiana danych w Sterowniku.

IModbusSerialMaster master = ModbusSerialMaster.CreateRtu(port);

Zapis danych do sterownika następuje poprzez metodę WriteMultipleRegisters.

master.WriteMultipleRegisters(slaveId, startAddress, registers);

# Opis badań

Aby zapewnić komfort cieplny użytkownikom budynku zaprojektowano system samouczący wyznaczający godziny powrotu lokatorów do domu. Zaprojektowano i porównano trzy algorytmy samouczące. Wszystkie algorytmy potrzebują danych testowych do przewidywania wyniku.

Badania zostały przeprowadzone przez okres 2 tygodni od dnia 15.02.2016 do dnia 28.02.2016. Podczas badań porównujemy wartości predykowane z obu algorytmów z rzeczywistymi wartościami powrotu do domu. Algorytm oblicza przewidywany powrót do domu po wciśnięciu przycisku „Wychodzę”. Następnie pobieramy aktualną temperaturę i wykorzystujemy te dane do obliczenia czasu nagrzewania budynku. Dane te porównujemy z danymi które pozyskamy gdy osoba wróci do domu i przyciśnie przycisk wróciłem.

Badania zostały przeprowadzone dla 27 letniego Mężczyzny.

* 1. Dane testowe dla procesu wyliczania powrotu do domu

Dane do przeprowadzenia badań pochodzą z okresu od 07.05.2015 do 28.02.2016. Algorytmy przewidujące zostały zasilone takimi samymi danymi by można wiarygodnie porównać wyniki badań. Dane są wyselekcjonowane dla danego dnia tygodnia.

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Lp. | Data | Godzina powrotu do domu | Lp. | Data | Godzina powrotu do domu |
| 1 | 07.05.2015 | 18 00 | 148 | 01.10.2015 | 17 00 |
| 2 | 08.05.2015 | 14 00 | 149 | 02.10.2015 | 17 15 |
| 3 | 09.05.2015 | 17 00 | 150 | 03.10.2015 | 16 00 |
| 4 | 10.05.2015 | 18 00 | 151 | 04.10.2015 | 17 25 |
| 5 | 11.05.2015 | 17 00 | 152 | 05.10.2015 | 16 55 |
| 6 | 12.05.2015 | 16 30 | 153 | 06.10.2015 | 16 55 |
| 7 | 13.05.2015 | 14 00 | 154 | 07.10.2015 | 17 26 |
| 8 | 14.05.2015 | 17 27 | 155 | 08.10.2015 | 17 27 |
| 9 | 15.05.2015 | 18 00 | 156 | 09.10.2015 | 18 00 |
| 10 | 16.05.2015 | 23 30 | 157 | 10.10.2015 | 23 30 |
| 11 | 17.05.2015 | 22 00 | 158 | 11.10.2015 | 22 00 |
| 12 | 18.05.2015 | 17 15 | 159 | 12.10.2015 | 17 15 |
| 13 | 19.05.2015 | 14 00 | 160 | 13.10.2015 | 14 00 |
| 14 | 20.05.2015 | 17 25 | 161 | 14.10.2015 | 17 25 |
| 15 | 21.05.2015 | 17 30 | 162 | 15.10.2015 | 17 26 |
| 16 | 22.05.2015 | 17 00 | 163 | 16.10.2015 | 17 27 |
| 17 | 23.05.2015 | 17 45 | 164 | 17.10.2015 | 18 00 |
| 18 | 24.05.2015 | 16 22 | 165 | 18.10.2015 | 17 00 |
| 19 | 25.05.2015 | 17 00 | 166 | 19.10.2015 | 17 15 |
| 20 | 26.05.2015 | 16 55 | 167 | 20.10.2015 | 17 30 |
| 21 | 27.05.2015 | 16 55 | 168 | 21.10.2015 | 17 26 |
| 22 | 28.05.2015 | 17 30 | 169 | 22.10.2015 | 17 27 |
| 23 | 29.05.2015 | 16 30 | 170 | 23.10.2015 | 18 00 |
| 24 | 30.05.2015 | 17 45 | 171 | 24.10.2015 | 17 30 |
| 25 | 31.05.2015 | 18 00 | 172 | 25.10.2015 | 17 00 |
| 26 | 01.06.2015 | 16 00 | 173 | 26.10.2015 | 17 15 |
| 27 | 02.06.2015 | 17 00 | 174 | 27.10.2015 | 16 00 |
| 28 | 03.06.2015 | 17 15 | 175 | 28.10.2015 | 17 25 |
| 29 | 04.06.2015 | 17 00 | 176 | 29.10.2015 | 17 26 |
| 30 | 05.06.2015 | 17 25 | 177 | 30.10.2015 | 17 27 |
| 31 | 06.06.2015 | 17 26 | 178 | 31.10.2015 | 18 00 |
| 32 | 07.06.2015 | 16 55 | 179 | 01.11.2015 | 16 55 |
| 33 | 08.06.2015 | 18 45 | 180 | 02.11.2015 | 17 27 |
| 34 | 09.06.2015 | 17 30 | 181 | 03.11.2015 | 16 23 |
| 35 | 10.06.2015 | 17 00 | 182 | 04.11.2015 | 17 53 |
| 36 | 11.06.2015 | 17 15 | 183 | 05.11.2015 | 17 00 |
| 37 | 12.06.2015 | 16 00 | 184 | 06.11.2015 | 16 30 |
| 38 | 13.06.2015 | 17 25 | 185 | 09.11.2015 | 18 00 |
| 39 | 14.06.2015 | 16 55 | 186 | 10.11.2015 | 16 30 |
| 40 | 15.06.2015 | 16 55 | 187 | 11.11.2015 | 18 00 |
| 41 | 16.06.2015 | 17 26 | 188 | 12.11.2015 | 17 05 |
| 42 | 17.06.2015 | 17 27 | 189 | 13.11.2015 | 22 00 |
| 43 | 18.06.2015 | 18 00 | 190 | 14.11.2015 | 18 00 |
| 44 | 19.06.2015 | 23 30 | 191 | 15.11.2015 | 18 11 |
| 45 | 20.06.2015 | 22 00 | 192 | 16.11.2015 | 17 30 |
| 46 | 21.06.2015 | 17 15 | 193 | 17.11.2015 | 16 30 |
| 47 | 22.06.2015 | 14 00 | 194 | 18.11.2015 | 16 30 |
| 48 | 23.06.2015 | 17 25 | 195 | 19.11.2015 | 18 00 |
| 49 | 24.06.2015 | 17 26 | 196 | 20.11.2015 | 16 00 |
| 50 | 25.06.2015 | 17 27 | 197 | 21.11.2015 | 16 55 |
| 51 | 26.06.2015 | 18 00 | 198 | 22.11.2015 | 18 45 |
| 52 | 27.06.2015 | 17 00 | 199 | 23.11.2015 | 17 30 |
| 53 | 28.06.2015 | 17 15 | 200 | 24.11.2015 | 17 00 |
| 54 | 29.06.2015 | 17 30 | 201 | 25.11.2015 | 17 45 |
| 55 | 30.06.2015 | 17 26 | 202 | 26.11.2015 | 16 22 |
| 56 | 01.07.2015 | 17 27 | 203 | 27.11.2015 | 17 00 |
| 57 | 02.07.2015 | 18 00 | 204 | 28.11.2015 | 16 55 |
| 58 | 03.07.2015 | 17 30 | 205 | 29.11.2015 | 16 55 |
| 59 | 04.07.2015 | 17 00 | 206 | 30.11.2015 | 17 30 |
| 60 | 05.07.2015 | 17 15 | 207 | 01.12.2015 | 16 30 |
| 61 | 06.07.2015 | 16 00 | 208 | 02.12.2015 | 17 45 |
| 62 | 07.07.2015 | 17 25 | 209 | 03.12.2015 | 18 00 |
| 63 | 08.07.2015 | 17 26 | 210 | 04.12.2015 | 16 00 |
| 64 | 09.07.2015 | 17 27 | 211 | 07.12.2015 | 17 00 |
| 65 | 10.07.2015 | 18 00 | 212 | 08.12.2015 | 17 15 |
| 66 | 11.07.2015 | 16 55 | 213 | 09.12.2015 | 17 00 |
| 67 | 12.07.2015 | 18 00 | 214 | 10.12.2015 | 17 25 |
| 68 | 13.07.2015 | 17 15 | 215 | 11.12.2015 | 17 26 |
| 69 | 14.07.2015 | 16 00 | 216 | 12.12.2015 | 16 55 |
| 70 | 15.07.2015 | 17 25 | 217 | 13.12.2015 | 18 45 |
| 71 | 16.07.2015 | 17 26 | 218 | 14.12.2015 | 17 30 |
| 72 | 17.07.2015 | 17 27 | 219 | 15.12.2015 | 17 00 |
| 73 | 18.07.2015 | 23 00 | 220 | 16.12.2015 | 17 15 |
| 74 | 19.07.2015 | 12 00 | 221 | 17.12.2015 | 16 00 |
| 75 | 20.07.2015 | 17 04 | 222 | 18.12.2015 | 17 25 |
| 76 | 21.07.2015 | 17 15 | 223 | 19.12.2015 | 16 55 |
| 77 | 22.07.2015 | 18 00 | 224 | 20.12.2015 | 16 55 |
| 78 | 23.07.2015 | 17 25 | 225 | 21.12.2015 | 17 26 |
| 79 | 24.07.2015 | 17 25 | 226 | 22.12.2015 | 17 27 |
| 80 | 25.07.2015 | 24 00 | 227 | 23.12.2015 | 18 00 |
| 81 | 26.07.2015 | 12 00 | 228 | 24.12.2015 | 23 30 |
| 82 | 27.07.2015 | 17 40 | 229 | 25.12.2015 | 22 00 |
| 83 | 28.07.2015 | 17 00 | 230 | 26.12.2015 | 17 15 |
| 84 | 29.07.2015 | 18 00 | 231 | 27.12.2015 | 14 00 |
| 85 | 30.07.2015 | 18 00 | 232 | 28.12.2015 | 17 25 |
| 86 | 31.07.2015 | 16 30 | 233 | 29.12.2015 | 17 26 |
| 87 | 01.08.2015 | 13 00 | 234 | 30.12.2015 | 17 27 |
| 88 | 02.08.2015 | 12 00 | 235 | 31.12.2015 | 18 00 |
| 89 | 03.08.2015 | 17 36 | 236 | 02.01.2016 | 17 00 |
| 90 | 04.08.2015 | 17 02 | 237 | 03.01.2016 | 17 15 |
| 91 | 05.08.2015 | 18 00 | 238 | 04.01.2016 | 17 30 |
| 92 | 06.08.2015 | 17 10 | 239 | 05.01.2016 | 17 26 |
| 93 | 07.08.2015 | 16 25 | 240 | 06.01.2016 | 17 27 |
| 94 | 08.08.2015 | 15 00 | 241 | 07.01.2016 | 18 00 |
| 95 | 09.08.2015 | 13 00 | 242 | 08.01.2016 | 17 30 |
| 96 | 10.08.2015 | 17 30 | 243 | 09.01.2016 | 17 00 |
| 97 | 11.08.2015 | 16 25 | 244 | 10.01.2016 | 17 15 |
| 98 | 12.08.2015 | 18 00 | 245 | 11.01.2016 | 16 00 |
| 99 | 13.08.2015 | 16 25 | 246 | 12.01.2016 | 17 25 |
| 100 | 14.08.2015 | 17 30 | 247 | 13.01.2016 | 17 26 |
| 101 | 15.08.2015 | 15 00 | 248 | 14.01.2016 | 17 27 |
| 102 | 16.08.2015 | 15 00 | 249 | 15.01.2016 | 18 00 |
| 103 | 17.08.2015 | 17 40 | 250 | 16.01.2016 | 16 55 |
| 104 | 18.08.2015 | 17 00 | 251 | 17.01.2016 | 18 00 |
| 105 | 19.08.2015 | 17 55 | 252 | 18.01.2016 | 17 15 |
| 106 | 20.08.2015 | 16 30 | 253 | 19.01.2016 | 16 00 |
| 107 | 21.08.2015 | 17 23 | 254 | 20.01.2016 | 17 25 |
| 108 | 22.08.2015 | 16 00 | 255 | 21.01.2016 | 17 26 |
| 109 | 23.08.2015 | 16 00 | 256 | 22.01.2016 | 17 27 |
| 110 | 24.08.2015 | 16 23 | 257 | 23.01.2016 | 23 00 |
| 111 | 25.08.2015 | 17 53 | 258 | 24.01.2016 | 12 00 |
| 112 | 26.08.2015 | 17 00 | 259 | 25.01.2016 | 17 04 |
| 113 | 27.08.2015 | 16 30 | 260 | 26.01.2016 | 17 15 |
| 114 | 28.08.2015 | 18 00 | 261 | 27.01.2016 | 18 00 |
| 115 | 29.08.2015 | 16 30 | 262 | 28.01.2016 | 17 25 |
| 116 | 30.08.2015 | 18 00 | 263 | 29.01.2016 | 17 25 |
| 117 | 31.08.2015 | 17 05 | 264 | 30.01.2016 | 24 00 |
| 118 | 01.09.2015 | 22 00 | 265 | 31.01.2016 | 12 00 |
| 119 | 02.09.2015 | 18 00 | 266 | 01.02.2016 | 17 40 |
| 120 | 03.09.2015 | 18 11 | 267 | 02.02.2016 | 17 00 |
| 121 | 04.09.2015 | 17 30 | 268 | 03.02.2016 | 18 00 |
| 122 | 05.09.2015 | 16 30 | 269 | 04.02.2016 | 18 00 |
| 123 | 06.09.2015 | 16 30 | 270 | 05.02.2016 | 16 30 |
| 124 | 07.09.2015 | 18 00 | 271 | 06.02.2016 | 13 00 |
| 125 | 08.09.2015 | 16 00 | 272 | 07.02.2016 | 12 00 |
| 126 | 09.09.2015 | 16 55 | 273 | 08.02.2016 | 17 36 |
| 127 | 10.09.2015 | 18 45 | 274 | 09.02.2016 | 17 02 |
| 128 | 11.09.2015 | 17 30 | 275 | 10.02.2016 | 18 00 |
| 129 | 12.09.2015 | 17 00 | 276 | 11.02.2016 | 17 10 |
| 130 | 13.09.2015 | 17 45 | 277 | 12.02.2016 | 16 25 |
| 131 | 14.09.2015 | 16 22 | 278 | 13.02.2016 | 15 00 |
| 132 | 15.09.2015 | 17 00 | 279 | 14.02.2016 | 13 00 |
| 133 | 16.09.2015 | 16 55 | 280 | 15.02.2016 | 17 30 |
| 134 | 17.09.2015 | 16 55 | 281 | 16.02.2016 | 16 25 |
| 135 | 18.09.2015 | 17 30 | 282 | 17.02.2016 | 18 00 |
| 136 | 19.09.2015 | 16 30 | 283 | 18.02.2016 | 16 25 |
| 137 | 20.09.2015 | 17 45 | 284 | 19.02.2016 | 17 30 |
| 138 | 21.09.2015 | 18 00 | 285 | 20.02.2016 | 15 00 |
| 139 | 22.09.2015 | 16 00 | 286 | 21.02.2016 | 15 00 |
| 140 | 23.09.2015 | 17 00 | 287 | 22.02.2016 | 17 40 |
| 141 | 24.09.2015 | 17 15 | 288 | 23.02.2016 | 17 00 |
| 142 | 25.09.2015 | 17 00 | 289 | 24.02.2016 | 17 55 |
| 143 | 26.09.2015 | 17 25 | 290 | 25.02.2016 | 16 30 |
| 144 | 27.09.2015 | 17 26 | 291 | 26.02.2016 | 17 23 |
| 145 | 28.09.2015 | 16 55 | 292 | 27.02.2016 | 16 00 |
| 146 | 29.09.2015 | 18 45 | 293 | 28.02.2016 | 16 00 |
| 147 | 30.09.2015 | 17 30 |  |  |  |

Tabela 1 Godziny powrotu mieszkańca do domu

* + 1. Sieć neuronowa

Sieć neuronowa potrzebuje co najmniej 40 danych by wykonać przewidywanie. Jest pewnie że na początku nie będziemy mieć możliwości podana wszystkich danych poprawnie, więc do czasu gdy będziemy posiadać potrzebną ilość danych system będzie wykorzystywał inny algorytm uczenia. Dane dla sieci neuronowej zwiększamy co 10 gdyż algorytm jako okno wejściowe potrzebuje 10 danych.

* + 1. Liniowa regresja

Algorytm liniowej regresji zasilamy wszystkimi danymi jakie posiadamy.

3.1.3 Ważona średnia krocząca

Algorytm ważonej średniej kroczącej jest zasilany wszystkimi danymi które posiadamy.

# 4.Wyniki badań

W tabeli przedstawiono wyniki badań dla okresu 2 tygodni.

ANN – sztuczna sieć neuronowa

RL- regresja liniowa

WMA - ważona średnia krocząca

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Data | ANN | RL | WMA | Rzeczywista godzina powrotu |
| 15.02.2016 | 17:51 | 16:52 | 16:40 | 17:30 |
| 16.02.2016 | 18:11 | 16:55 | 16:52 | 17:57 |
| 17.02.2016 | 16:07 | 17:22 | 17:21 | 18:00 |
| 18.02.2016 | 16:58 | 17:10 | 17:28 | 16:25 |
| 19.02.2016 | 17:41 | 17:39 | 18:00 | 17:30 |
| 20.02.2016 | 16:05 | 18:23 | 18:50 | 15:00 |
| 21.02.2016 | 14:31 | 17:20 | 17:40 | 15:00 |
| 22.02.2016 | 16:24 | 16:51 | 16:40 | 17:40 |
| 23.02.2016 | 16:54 | 16:55 | 16:52 | 17:00 |
| 24.02.2016 | 16:52 | 17:20 | 17:21 | 17:55 |
| 25.02.2016 | 17:35 | 17:13 | 17:28 | 16:30 |
| 26.02.2016 | 17:26 | 17:43 | 18:00 | 17:23 |
| 27.02.2016 | 16:47 | 18:32 | 18:50 | 16:00 |
| 28.02.2016 | 17:15 | 17:29 | 17:48 | 16:00 |

# 5. Wnioski