



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ  
CENTRO DE TECNOLOGIA  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA MECÂNICA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA**

**LUCAS FREITAS CAMPOS**

**IDENTIFICAÇÃO E COMPARAÇÃO DAS TAXAS DE ACERTO E ERRO DE  
TRANSIÇÕES DE RADIAÇÃO POR MEIO DE DADOS MEDIDOS POR UM  
SENSOR DE LUMINOSIDADE ARDUINO E UM PIRELIÔMETRO**

**FORTALEZA  
2017**

LUCAS FREITAS CAMPOS

IDENTIFICAÇÃO E COMPARAÇÃO DAS TAXAS DE ACERTO E ERRO DE  
TRANSIÇÕES DE RADIAÇÃO POR MEIO DE DADOS MEDIDOS POR UM  
SENSOR DE LUMINOSIDADE ARDUINO E UM PIRELIÔMETRO

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Engenharia Mecânica. Área de Concentração: Processos Equipamentos e Sistemas para Energias Renováveis.

Orientador: Prof. Dr. Paulo Alexandre Costa Rocha

FORTALEZA  
2017

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação  
Universidade Federal do Ceará  
Biblioteca Universitária

Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

---

- C214i Campos, Lucas Freitas.  
Identificação e comparação das taxas de acerto e erro de transições de radiação por meio de dados medidos por um sensor de luminosidade Arduíno e um pireliômetro / Lucas Freitas Campos. – 2017.  
43 f. : il. color.
- Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, Fortaleza, 2017.  
Orientação: Prof. Dr. Paulo Alexandre Costa Rocha.
1. Energia Solar. 2. Medidor de tempo de radiação solar. 3. Matriz de confusão. 4. Média Móvel. I. Título.  
CDD 620.1
-

LUCAS FREITAS CAMPOS

IDENTIFICAÇÃO E COMPARAÇÃO DAS TAXAS DE ACERTO E ERRO DE  
TRANSIÇÕES DE RADIAÇÃO POR MEIO DE DADOS MEDIDOS POR UM  
SENSOR DE LUMINOSIDADE ARDUINO E UM PIRELIÔMETRO

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, do Centro de Tecnologia da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial para a obtenção do Título de Mestre em Engenharia Mecânica. Área de Concentração: Processos, Equipamentos e Sistemas para Energias Renováveis.

Aprovada em 20/06/2017

BANCA EXAMINADORA

---

Prof. Dr. Paulo Alexandre Costa Rocha (Orientador)  
Universidade Federal do Ceará (UFC)

---

Prof. Dr. André Valente Bueno  
Universidade Federal do Ceará (UFC)

---

Prof. Me. Francisco Olimpio Moura Carneiro  
Universidade da Integração Internacional da Lusofonia Afro-Brasileira (UNILAB)

## **AGRADECIMENTOS**

O Deus por tudo que ele tem me proporcionado.

A minha mulher, pais e todos familiares que me auxiliaram nesta caminhada.

Aos colegas do mestrado, laboratório, ao colega Caio nas manutenções e Felipe Marinho por ajudar na implementação da programação.

À CAPES, pelo apoio financeiro com a manutenção da bolsa de auxílio.

Ao Prof. Paulo Alexandre Costa Rocha pela excelente orientação.

Ao Valdi, que é uma peça fundamental do programa de pós-graduação e um exemplo de funcionário público.

“Celebrai com Jubilo ao Senhor, todos os moradores da terra. Servi ao Senhor com alegria; e entrai diante dele com canto.”

(Salmo 100.1)

## RESUMO

A energia é um recurso natural de suma importância para todos os seres vivos. A pesquisa deste trabalho está relacionada com a energia solar. No intuito de se conseguir uma boa forma de aproveitamento deste recurso é necessária uma análise dos locais e horários onde é maior a radiação solar. Dentro deste contexto, as nuvens desempenham um papel de importância na utilização do recurso energético solar, pois elas são responsáveis por cobrir o sol, diminuindo assim a radiação solar direta disponível em alguns momentos do dia. Neste trabalho utilizou-se um protótipo desenvolvido no LESGN da UFC. Este dispositivo é denominado Medidor de Tempo de Irradiação Solar (MTIS) , e utiliza uma placa Micro controladora Arduino. A medição se dá por meio de seis LDR's (*Light Dependent Resistor*). Utilizaram-se também valores de radiação direta obtidos com um pireliômetro. Este trabalho tem por objetivo avaliar estes dados obtidos por estes dois dispositivos e buscar através deles a identificação da presença de uma nuvem cobrindo o céu. É feita à classificação dos dados gerados por meio de um classificador que determina se num instante o dado pertence à classe nuvem ou não nuvem. Ele é baseado em médias móveis e incrementos das mesmas. Foi feito, a partir dos resultados de classificação obtidos pelos dados nos dois sensores, o processo de obtenção da matriz de confusão dos mesmos para realizar a devida comparação das taxas de acertos e erros do algoritmo de classificação e calcular o coeficiente Kappa, que é um estimador dos níveis de desempenho da classificação.

**Palavras-chave:** Energia solar, Média móvel, Medidor do tempo de irradiação solar, Matriz de confusão.

## **ABSTRACT**

Energy is a very important natural resource for all living creatures. The research of this work is related to solar energy. In order to achieve a proper way to take advantage of this solar resource, it is necessary to analyze the places and times where solar radiation is highest. Within this context, clouds play an important role in the use of the solar energy resource, as they are responsible for covering the sun, thus reducing the direct solar radiation available at certain periods of the day. In this work a prototype developed in the LESGN of the UFC was applied. This device is called Solar Irradiation Time Meter (SITM), and uses an Arduino Micro controller board. The measurement is done by means of six LDR's (Light Dependent Resistor), generating data with the values of its resistances according to the luminosity emitted by the sunlight. Direct radiation data obtained with a pyrliometer were also used. This work aims to evaluate these data obtained by these two devices and search through them to identify the presence of a cloud covering the sky. The arrangement of the generated data is done by a classifier that determines if at any given moment the data belongs to the class cloud or not cloud. The data is based on moving averages and the increments of them. From the classification results obtained by the data in the two sensors, the process of obtaining the confusion matrix of the same was done to make a correct comparison of the fidelity and error rates of the classification algorithm and to calculate the Kappa coefficient, which estimates the classification performance levels.

**Keywords:** Solar energy, moving averages, Solar Irradiation Time Meter, confusion matrix



## LISTA DE FIGURAS

Figura 1	Pireliômetro.....	21
Figura 2	MTIS.....	21
Figura 3	Placa Arduino MEGA 2560 R3.....	21
Figura 4	light-dependent resistor (LDR).....	23
Figura 5	Módulo RTCDS1307.....	23
Figura 6	Módulo SD.....	24
Figura 7	Protoboard.....	24
Figura 8	Esquema circuito.....	24
Figura 9	Regiões de decisão para duas classes.....	26
Figura 10	Matriz de confusão para duas classes.....	27
Figura 11	Coleta de dados do MTIS.....	29

## LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1- Comportamento da taxa de acerto ao longo de cada dia .....	36
Gráfico 2- Comportamento da taxa de acerto ao longo de cada dia .....	36

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Avaliação do valor do índice Kappa.....	28
Tabela 2	Matriz de confusão dia 22 das 11:00 às 12:00.....	33
Tabela 3	Matriz de confusão dia 27 das 12:00 às 13:00.....	33
Tabela 4	Matriz de confusão dia 14 das 14:00 às 15:00.....	33
Tabela 5	Matriz de confusão dia 04 das 8:00 às 9:00.....	34
Tabela 6	Matriz de confusão dia 11 das 9:00 às 10:00.....	34
Tabela 7	Matriz de confusão dia 05 das 10:00 às 11:00.....	34
Tabela 8	Tabela 08-Matriz de confusão dia 19 das 16:00 às 17:00.....	35
Tabela 9	Matriz de confusão dia 16 das 13:00 às 14:00.....	35
Tabela 10	Matriz de confusão dia 23 das 15:00 às 16:00.....	35
Tabela 11	Taxas de acerto e erro nos quatro meses.....	36
Tabela 12	Taxas do coeficiente kappa nos quatro meses.....	36

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

INMET	Instituto Nacional de Meteorologia
LESGN	Laboratório de Energia Solar e Gás Natural
LDR	Light Dependent Resistor
MTIS	Medidor de tempo irradiação solar
RTC	Real Time Clock
MMS	Média móvel simples
SD	Secure Digital
PWM	Pulse Width Modulation

## LISTA DE SÍMBOLOS

$M_t$	Média móvel simples
$r$	Número de observações
$x_i$	Vetor de posição na linha $i$
$\omega_k$	$k$ -ésima classe
$\Omega$	Conjunto de todas as classes
$S$	Espaço das características
$R_k$	Regiões de decisão
$P_{ij}$	Matriz de confusão de ordem $i$
$p_{ij}$	Elemento da linha $i$ e coluna $j$ da matriz de confusão
$T_p$	Verdadeiro positivo ( <i>true positive</i> )
$F_n$	Falso Negativo ( <i>False Negative</i> )
$F_p$	Falso positivo ( <i>False positive</i> )
$T_n$	Verdadeiro Negativo ( <i>True negative</i> )
$K$	Coefficiente Kappa
$M_{SET}$	Média setorial

## SUMÁRIO

1	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	14
2	<b>REVISÃO BIBLIOGRÁFICA</b> .....	16
3	<b>FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA</b> .....	19
3.1	<b>Instrumentos de Medição</b> .....	19
3.1.1	<i>Pireliômetro</i> .....	19
3.1.2	<i>Medidor de tempo de irradiação solar</i> .....	20
3.1.1.2	<i>Principais componentes eletrônicos</i> .....	21
3.2	<b>Média Móvel Simples</b> .....	24
3.3	<b>Classificador</b> .....	25
3.4	<b>Matrizes de Confusão</b> .....	26
3.5	<b>Coefficiente Kappa</b> .....	27
4.0	<b>METODOLOGIA</b> .....	29
4.6	<b>Comparações dos resultados de classificação</b> .....	32
5.0	<b>RESULTADOS E DISCUSSÃO</b> .....	33
5.1	<b>Matrizes de confusão e coeficiente Kappa do mês de junho</b> .....	33
5.2	<b>Matrizes de confusão e coeficiente Kappa do mês de julho</b> .....	33
5.3	<b>Matrizes de confusão e coeficiente Kappa do mês de agosto</b> .....	34
5.4	<b>Matrizes de confusão e coeficiente Kappa do mês de Setembro</b> .....	34
5.5	<b>Comparativo entre as taxas de acerto nos 4 meses</b> .....	35
5.6	<b>Comparativos entre os valores do coeficiente kappa nos quatro meses</b> .....	35
6.0	<b>CONCLUSÃO</b> .....	38
7.0	<b>REFERÊNCIAS</b> .....	40

## 1 INTRODUÇÃO

A utilização de recursos naturais na geração de energia possui uma grande importância na sociedade moderna. Ela está relacionada de forma direta ou indireta às diversas necessidades humanas, tais como a alimentação, transporte, bem-estar, dentre outras. A energia pode se apresentar de diversas formas. Destaca-se em forma de vento (eólica), proveniente dos raios solares (solar), gerada pela movimentação (energia mecânica) e diversos outros tipos. Dentre os tipos citados, a energia solar será destacada.

O sol é uma espécie de esfera em estado gasoso de elevada temperatura com um diâmetro de  $1,39 \cdot 10^9$  metros. Ele possui uma temperatura do corpo negro de 5777 K. Em regiões interiores de seu centro pode ser estimado que sua temperatura seja entre  $8 \cdot 10^6$  e  $4 \cdot 10^7$  kelvins (Duffie e Beckman, 2013).

A energia solar é proveniente dos feixes de radiação emitidos pelo sol. Ela é um meio de propagação do calor das ondas eletromagnéticas que passam pela atmosfera, sendo uma parte dela absorvida, outra parte com o percurso desviado e refletida para o meio ou para a superfície terrestre (Silva, 2011). Pode ser destacado que aproximadamente  $3,9 \cdot 10^{24}$  J chegam à superfície da terra anualmente graças à radiação solar (Quaschning, 2005). Isto é cerca de  $1,08 \cdot 10^{18}$  kWh. Em comparação a produção energética obtida pela usina de Itaipu no ano de 2013, que é a maior usina hidrelétrica do Brasil, foi de cerca de  $98,6 \cdot 10^9$  kWh (Itaipu, 2013).

No objetivo de aproveitar da melhor forma possível parte desta energia, é necessária uma análise dos locais e horários onde há maior radiação solar. Dentro deste contexto, as nuvens desempenham um papel de importância na utilização do recurso energético solar. “Nuvem é um conjunto visível de partículas minúsculas de água líquida ou de gelo, ou de ambas, em suspensão na atmosfera (INMET, 2016). Elas se apresentam como um obstáculo, diminuindo assim a radiação solar direta disponível em alguns momentos do dia (Tapakis, R., and A. G. Charalambides, 2013).

Existem equipamentos capazes de medir os valores da radiação. Pode-se destacar o pireliômetro, que mede a irradiação vinda diretamente do sol, denominada como radiação direta, e o piranômetro, que mede a radiação solar global, que é a somatória das radiações direta e difusa (Duffie e Beckman, 2013). Com auxílio de instrumentos desta natureza, é possível obter dados de radiação que podem ser utilizados para um estudo de identificação de nuvens cobrindo o céu em determinados períodos.

Neste trabalho foi utilizado um protótipo desenvolvido no Laboratório de Energia Solar e Gás Natural (LESGN) da Universidade Federal do Ceará (UFC). Este dispositivo é denominado MTIS (Medidor de Tempo de Irradiação Solar). Ele utiliza uma placa Micro controladora Arduino. A medição se dá por meio de seis LDR's (Light Dependent Resistor), que geram dados com os valores de suas resistências de acordo com a luminosidade emitida pela luz solar e um RTC (Real Time Clock), que registra o dia, mês, ano e a hora da aquisição de um determinado dado. Ele também registra se a radiação emitida é direta ou difusa, por meio da variação dos valores das resistências dos LDR's.

O objetivo geral desta pesquisa foi avaliar dados de radiação obtidos pelo MTIS e buscar através deles a identificação da presença de uma nuvem cobrindo o céu.

Os objetivos específicos foram:

- Coletar os dados obtidos pelo MTIS em frequências de aproximada de 10 Hz e do pireliômetro escolhendo 9 dias(tempo variando de 8:00 as 17:00) no período de 4 meses (junho a setembro).
- Aplicar um algoritmo para classificar os dados como sendo de classes do tipo nuvem ou não nuvem cobrindo o céu;
- Comparar os dados de classificação dos dois equipamentos e determinar as taxas de acertos e erros em relação a cada dia através de uma matriz de confusão e determinar o coeficiente Kappa.

O trabalho está dividido em capítulos. Em cada capítulo serão desenvolvidos vários aspectos. Nessa introdução, que é o Capítulo 1, é mostrada a justificativa do que levou a escolha do tema do trabalho seguido dos objetivos geral e específicos, e a sua estrutura organizacional. No capítulo 2 é feita uma revisão bibliográfica sobre diversos autores que tratam de trabalhos relacionados ao assunto deste projeto. No capítulo 3 estão definidos alguns elementos básicos importantes para se adquirir um melhor entendimento do trabalho de uma forma mais geral.

A metodologia do algoritmo de classificação e da coleta dos dados está apresentada no capítulo 4. No capítulo 5, os resultados da classificação dos dados e por fim a conclusão acompanhada das referências.



## 2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

A aquisição de dados de irradiação solar realizada por meio de instrumentos diversos é alvo de interesse dentro da literatura. Através destes dados é possível obter estimativas dos momentos em que se pode melhor aproveitar a disponibilidade energética. Na literatura existem diversas abordagens e metodologias com este objetivo.

Um modelo foi apresentado por BIGA, A. J; ROSA, Rui, (1980) para estimar a radiação solar em Lisboa com base em observações da nebulosidade, que é a fração do céu coberto por nuvem, e da própria luz solar com dados disponíveis pela *The Geophysical Observatory Next to Lisbon University* nos horários de 9, 12, 15 e 21 num período de 10 anos. O modelo necessita das somas horárias locais de irradiação solar global e difusa por tempo claro, bem como os montantes de hora em hora da irradiação solar difusa devido às nuvens.

Zangvil e Lamb (1997) apresentaram um método para caracterizar as condições do céu e das nuvens através de dados de médias mensais dos valores de radiação solar global e difusa nos anos 1982-1984 obtidos por um piranômetro de precisão Eppley.

Tomson, T., (2010) analisa processos dinâmicos de radiação avaliados por alternância de nuvens do tipo Cumulus Humilis. A identificação é realizada através do reconhecimento visual e/ou um sensor automático com período de amostragem de frequência de 1 segundo. Se o incremento da irradiação solar, que é a diferença entre dois valores consecutivos na sequência de gravações, é menor do que  $50Wm^{-2}s^{-1}$  então tem-se condições de céu claro; sendo este incremento menor que  $150Wm^{-2}s^{-1}$  está em condições de céu nublado.

Morf (2011) apresenta dois modelos estocásticos de nebulosidade denominados SVVM (visibilidade verticais) e SCCM (cobertura de nuvens). É feita uma relação entre visibilidade vertical e cobertura de nuvens. Os 2 modelos são discutidos e validados. Os resultados da simulação são discutidos e comparados com dados reais. As distribuições de probabilidades de estado estacionário se comparam bem com o mundo real.

R. Tapakis e A.G. Charalambides (2013) apresentam um artigo de revisão que aborda equipamentos e metodologias para detectar e classificar nuvens. Tipos de nuvens são classificados e suas características são apontadas. Equipamentos para classificar nuvens são apresentados. Alguns algoritmos de classificação são mostrados com base em imagens, classificações estatísticas e redes neurais.

BHARDWAJ, Saurabh et al. (2013) apresentaram um algoritmo de estimativa da radiação solar que tem como base agrupar padrões de semelhança meteorológica (hora do brilho do sol, temperatura ambiente, umidade relativa, velocidade do vento e pressão. Os

dados meteorológicos de três anos, de 2009 a 2011 (915 dias), são usados para estimar a radiação solar. O valor de 915 dias de dados são retirados da estação de monitorização meteorológica global feita no Solar Energy Center, GurGaon, Índia. Para a fase do treinamento foram utilizados 750 dias e 165 para validar o modelo. Um conjunto de 15 combinações diferentes de parâmetros meteorológicos são utilizados como entrada. Foi concluído que a duração da luz solar é o melhor parametro. Foram utilizados os avaliadores estatísticos tais como o coeficiente de correlação ( $r$ ), o erro médio viés (MBE) e o desvio da raiz quadrada média (RMSE).

Mohammadi, Kasra et al. (2015) realizaram a estimativa computacional da radiação global horizontal diária para mensurar as temperaturas mínimas ( $T_{min}$ ), máximas ( $T_{max}$ ) e médias do ar ( $T_{avg}$ ) em uma cidade Iraniana. São aplicados o sistema de inferência adaptativo neuro-fuzzy (ANFIS), regressão vetorial de função base radial (SVR-rbf) e vetor de regressão de função de base polinomial (RVS-poli). Cinco combinações de  $T_{max}$ ,  $T_{min}$ , e  $T_{avg}$  são dadas como entradas para os três modelos.

Lappalainen et al. (2015) apresentaram um método para reconhecer transições de irradiância causadas pelo movimento de nuvens a partir do conjunto de dados de irradiância medidos durante 13 meses (2011-2013) com frequência de amostragem de 10Hz e 1Hz. As possíveis transições são identificadas quando a média de irradiância possui um valor maior do que  $5 \text{ Wm}^{-2}\text{s}^{-1}$ . Um modelo matemático das transições de irradiância foi desenvolvido e validado com o conjunto de dados experimentais.

Wanxiang Yao et al. (2015) comparam 11 modelos de decomposição da radiação solar global diária (modelo de Whillier, modelo de Liu & Jordan, modelo de Collares Pereira & Rabl, modelo de Newell, modelo de Jain 1, modelo CPRG, modelo de Garg & Garg, modelo de Jain 2, modelo de Baig et al., modelo de Shazly e modelo de Gueymard) analisados com dados medidos de janeiro de 2009 a dezembro de 2011 em Jiading (campus da universidade de Tongji). A comparação entre os métodos foi feita através de estimadores estatísticos, tais como o coeficiente de correlação ( $r$ ), erro relativo padrão (RSE), o erro médio viés (MBE), desvio da raiz quadrada média (RMSE), equação de Nash-Sutcliffe (NSE) e teste estatístico (t-start).

K. Lappalainen e S. Valkealahti (2016) expõem um método para identificar momentos onde o movimento das nuvens causam sombreamento por meio de dados de irradiação. Foram registrados 12.000 períodos de sombreamento com dados medidos durante 15 meses em torno do verão no período 2011-2014. Foram considerados também a intensidade do sombreamento, duração e tempo de ocorrência. Observou-se que a duração dos períodos de sombreamento

varia em torno de quatro segundos até cerca de 1,5 h com uma duração média de cerca de 60 s. Foi utilizado também um método Linear Cloud Edge para determinar a velocidade das sombras, direção de movimento e comprimento. A velocidade das sombras varia muito com um valor médio de cerca de 13 m/s.

### 3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

#### 3.1 Instrumentos de Medição

##### 3.1.1 Pireliômetro

O pireliômetro (Figura 01) é um instrumento utilizado para mensurar a radiação direta. Ele dispõe de um pequeno orifício pelo qual se vê o disco solar e a região vizinha, nomeada como circumsolar. O ângulo de medição aceito por ele é em média de seis graus. Ele é um instrumento que segue o movimento do Sol, focalizado na região do sensor. Geralmente sua montagem é equatorial com movimentação sobre um único eixo, que é ajustado com certo período para acompanhar a mudança do ângulo de declinação do Sol. Fazendo uso corretamente, a aplicação dos pireliômetros em medições pode gerar um erro em torno de cinco por cento (Atlas Solarimétrico do Brasil, 2000).

Costuma-se aplicar os pireliômetros de Termopares que possuem um princípio de operação semelhante aos do tipo Termoelétricos. Eles são equipamentos utilizados para medições da radiação solar direta normal. Os tipos que são mais utilizados são o Eppley N.I.P. (Normal Incidence Pyrheliometer), fabricado nos Estados Unidos, e o Kipp & Zonen Pyrheliometer, que tem fabricação de origem Holandesa (Atlas Solarimétrico do Brasil, 2000).

Figura 01: Pireliômetro

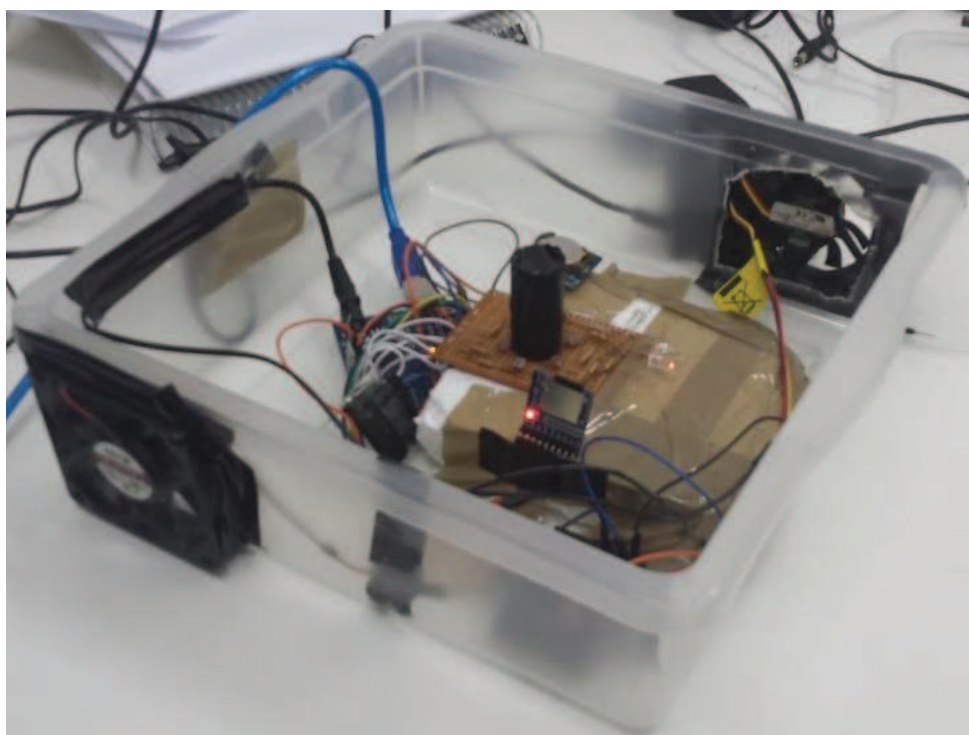


Fonte: Duffie e Beckman, 2013

### 3.1.2 Medidor de tempo de irradiação solar

O Medidor do Tempo de Irradiação Solar (MTIS) é um aparelho projetado para obter variáveis necessárias para a avaliação de uma determinada região quanto ao seu potencial energético (Figura 02) Ele dispõe de 6 sensores LDR's que por meio da luminosidade da radiação solar geram os seus respectivos valores de resistência e, a partir destes valores, é possível realizar a classificação dos dados em duas formas de agrupamento (nuvem ou não nuvem). O protótipo desenvolvido no LESGN foi feito utilizando a plataforma Arduino juntamente com dispositivos periféricos (Araújo, 2015).

Figura 02: MTIS



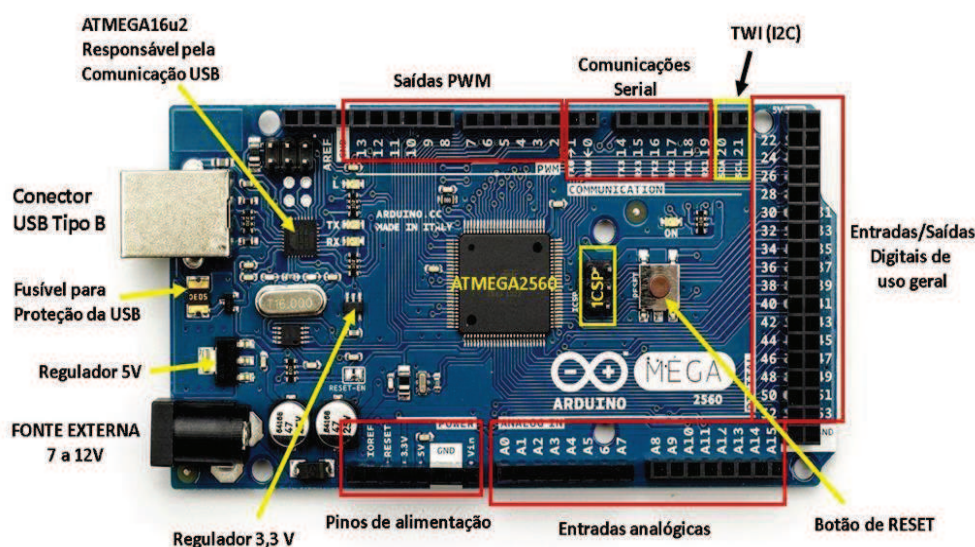
Fonte: ARAUJO,2015

#### 3.1.2.1 Arduino

Arduino é uma plataforma de prototipagem eletrônica de hardware composto com placa única, desenvolvido com um micro controlador Atmel AVR com suporte de entrada/saída em sua própria estrutura. O seu software interage diretamente com o hardware, possibilitando sua adaptação com sensores, motores e outros dispositivos de funcionamento eletrônico (Arduino, 2016).

A placa MEGA 2560 (Figura 03) é uma das placas de plataforma Arduino utilizadas neste trabalho. Ela possui um micro controlador Atmega2560, tendo 54 pinos de entradas e saídas digitais, que são variáveis lógicas discretas, 15 destes podem ser usados como saída PWM, que convertem valores digitais em analógicos. Possui, também, 16 entradas analógicas, que são as variáveis contínuas, e 4 portas de comunicação (TX/RX) (Arduino, 2016).

Figura 03: Placa Arduino MEGA 2560 R3



Fonte: <http://www.embarcados.com.br/arduino-mega-2560/>

### 3.1.2.2. Principais componentes eletrônicos

Os principais componentes eletrônicos do MTIS são os resistores dependentes da luz (LRDs), Módulos RTC (Real Time Clock) DS1307, módulo SD e Protoboard.

O foto-resistor, fotocélula ou *light-dependent resistor* (LDR) (Figura 04) é um resistor variável dependente da luz. Ele é confeccionado de sulfeto de cádmio (CdS) ou seleneto de cádmio (CdSe). Sua resistência elétrica decresce com o aumento da luz e cresce com a diminuição dela. Um LDR padrão tem o seu valor de resistência máxima na escuridão geralmente acima de 1M ohm e uma mínima de 100 ohms em luz muito brilhante.

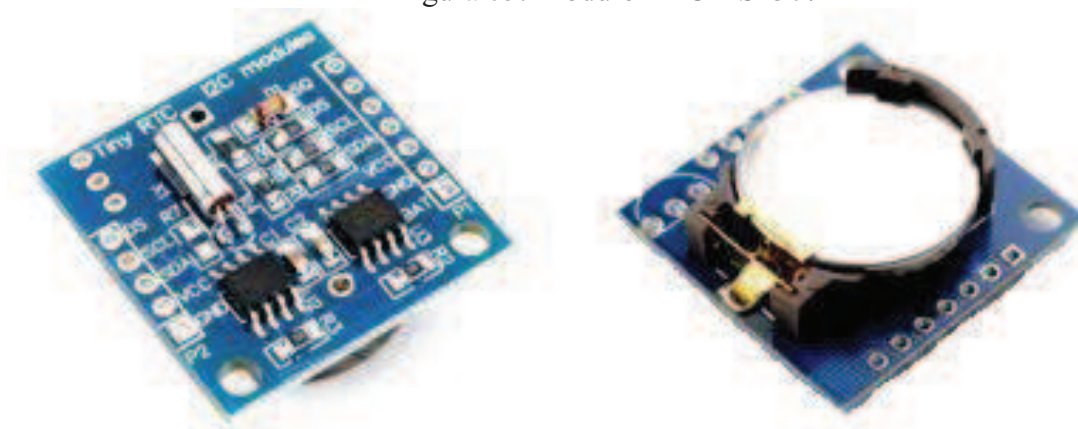
Figura 04: light-dependent resistor (LDR)



Fonte: ARAUJO, 2015

RTC (Figura 05) é um relógio de computador que registra o controle do tempo atual. Foi utilizado no projeto para a obtenção da hora exata dos registros dos valores de resistência dos LDR's. Um modelo intermediário usado neste trabalho foi o DS1307.

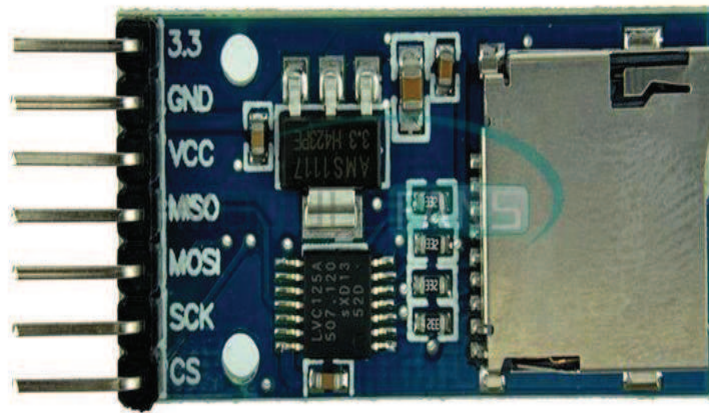
Figura 05: Módulo RTC DS1307



Fonte: <http://www.dx.com/p/i2c-rtc-ds1307-24c32-real-time-clock-module-for-arduino-blue-149493#.VgP05MtViko>

O módulo SD (Figura 06) é um dispositivo que oferece ao Arduino a possibilidade de uma memória complementar. Desta forma as informações armazenadas por um longo período de tempo não irão se perder quando o Arduino for desligado. Assim, ele é de importância significativa quando são feitas medições em lugares sem acesso a um computador. Desse modo, o SD Card é a uma solução viável para criação de Dataloggers.

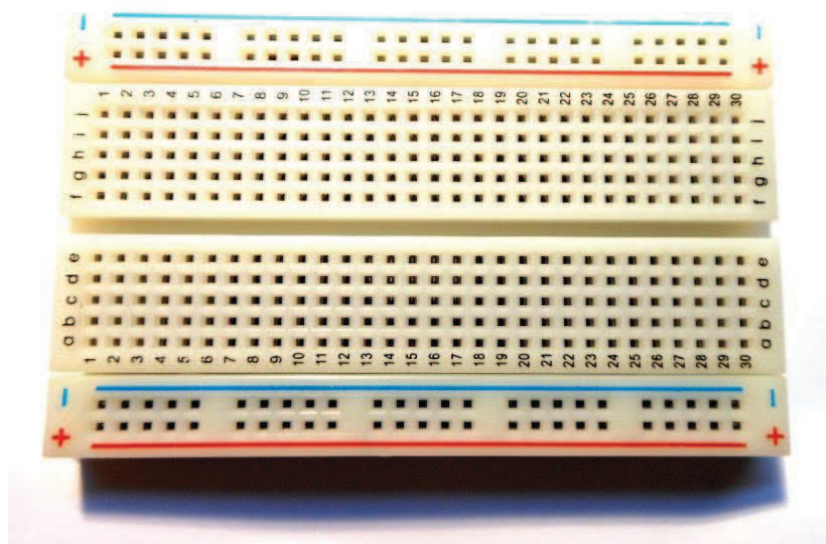
Figura 06: Módulo SD



Fonte: ARAUJO,2015

A Protoboard (Figura 07) é uma base de plástico, contendo diversas entradas disponíveis para a colocação de terminais de componentes eletrônicos, onde são construídos protótipos eletrônicos. Ela é bastante prática, pois não requer solda, sendo reutilizável para a criação de protótipos temporários e experimentação com o projeto de circuito.

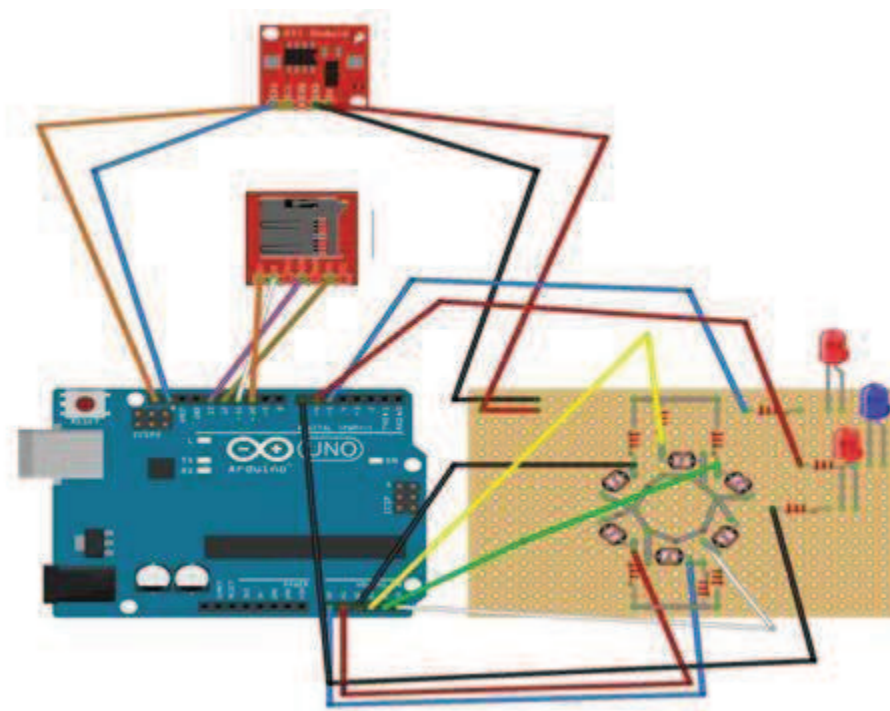
Figura 07: Protoboard



Fonte: ARAUJO, 2015



Figura 08 : Esquema circuito



Fonte: ARAUJO, 2015

### 3.2 Média Móvel Simples

A Média Móvel Simples ou MMS é uma técnica de previsão utilizada em séries temporais quando há poucos dados históricos disponíveis. Ela é indicada para casos em que se têm previsões de curto prazo e que as componentes de tendência e sazonalidade não existem ou podem ser descartadas.

A Sazonalidade existe em casos em que se têm padrões cíclicos de mudanças retidas em intervalos aproximadamente constantes com o tempo. A Tendência ocorre nos casos em que se têm situações onde a série comporta-se de uma maneira ascendente ou descendente quando interpretada ao longo de certo período temporal (MAKRIDAKIS, 1998).

O modelo é uma técnica que mensura a média aritmética de  $r$  observações mais recentes. A média é dita móvel, pois a cada novo período dado, a observação mais antiga é descartada e substituída pela mais recente. Desta maneira, quando se determina o valor da MMS está se tentando eliminar as componentes de sazonalidade e tendência (ARCHER, 1980).

O valor da média móvel simples pode ser estipulado conforme se vê na expressão dada pela Equação 1 (Moretti & Tolo, 2004).

$$M_t = \frac{x_t + x_{t-1} + \dots + x_{t-r+1}}{r} = M_{t-1} + \frac{x_t - x_{t-r}}{r} \quad (1)$$

Onde:

- (i)  $M_t$  é a média movél simples
- (ii)  $r$  é o número de observações
- (iii)  $x_i$  são as observações disponíveis, com  $i = t, t - 1, \dots, t - r$

Um bom resultado do método pode ser obtido escolhendo-se um valor desejável do número de observações. Um valor grande de  $r$  pode fazer com que a previsão acompanhe a média de uma forma devagar; se for escolhido um valor pequeno haverá uma reação mais acelerada.

### 3.3 Classificador

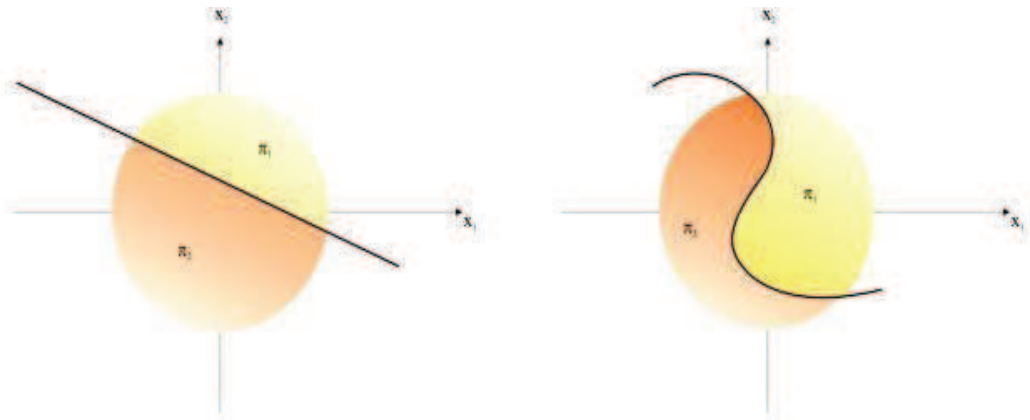
’Um classificador é uma aplicação  $C : S \rightarrow \Omega$  que associa a cada observação pertencente a  $S$  a uma classe  $\hat{\omega}$  pertencente a  $\Omega$ ’ (Marques, 2005). Os elementos do conjunto são designados por padrões ou características, que podem ser discretas ou contínuas dependendo da natureza do problema.

Um bom classificador refina o conjunto  $S$  em uma partição de  $c$  subconjuntos. Denotamos por  $R_k$ , nomeado por regiões de decisão, o conjunto dos padrões de  $S$  classificados em uma classe, com  $k = 1, 2, \dots, c$ . Desta forma pode-se definir o conjunto destas regiões dado pela equação 2:

$$R_k = \{x \in S; C(x) = \omega_k\} \quad (2)$$

A Escolha do classificador depende da forma em que os dados estão dispostos. Pode ser escolhido um classificador do tipo linear ou não linear (Figura 08).

Figura 09: Regiões de decisão para duas classes



Deste modo o projeto do classificador pode ser interpretado como a escolha de suas regiões de decisão dividem estes padrões em sua respectiva classe.

### 3.4 Matrizes de Confusão

São matrizes quadradas  $P_{ij}$  que possuem sua ordem igual ao numero de classes de um determinado problema . Cada elemento  $p_{ij}$  desta matriz representa a probabilidade de um determinado valor ser considerado como da classe  $j$ , sabendo-se que ela pertencia a uma classe  $i$ . Os valores registrados em sua diagonal principal representam os valores corretamente classificados (Marques, 2005).

Uma matriz de confusão de ordem  $c$  é dita estocástica, quando satisfaz as seguintes condições:

- i)  $P_{ij} \geq 0, \forall i, j = 1, 2, \dots, c$
- ii)  $\sum P_{ij} = 1, \forall i, j = 1, 2, \dots, c$

Em uma situação ideal, onde os erros de classificação são nulos, a matriz de confusão e uma matriz identidade (Marques, 2005). Neste trabalho, como se trata de um problema de duas classes, a matriz terá a estrutura apresentada conforme a Figura 09.

	Matriz de Confusão		
	MTIS		
	CRITÉRIO	NUVEM	NÃO NUVEM
Pireliômetro	NUVEM	$T_p$	$F_n$
	NÃO NUVEM	$F_p$	$T_n$

Fonte: Elaborado pelo autor

Onde tem-se que;

$T_p = \text{Verdadeiro positivo (true positive)}$

$F_n = \text{Falso Negativo (False Negative)}$

$F_p = \text{Falso positivo (False positive)}$

$T_n = \text{Verdadeiro negativo (True negative)}$

### 3.5 Coeficiente Kappa

O coeficiente Kappa (K) é uma medida que representa uma relação entre elementos da diagonal principal da matriz de confusão menos a concordância por chance indicada pelo produto total da linha e coluna. O valor do coeficiente Kappa pode ser determinado pela Equação 3 (COHEN, 1960):

$$\frac{n \sum k_{ii} - \sum S_i S'_i}{n^2 - \sum S_i S'_i} \quad (3)$$

Onde  $k_{ii}$  é o termo da linha  $i$  e coluna  $i$ ,  $S_i$  é a soma dos elementos da linha  $i$ ,  $S'_i$  é a soma dos elementos da coluna  $i$ ,  $n$  é o número total de amostras e  $i = 1, 2, \dots, c$ , onde  $c$  é o número de classes.

Pode-se analisar os valores de K para obter os níveis de desempenho da classificação.

Estes valores estão dispostos na Tabela 1.

Tabela 1- Avaliação do valor do índice Kappa

INDICE KAPPA	DESEMPENHO
$K < 0$	PESSIMO
$0 \leq K \leq 0,2$	RUIM
$0,2 < K \leq 0,4$	RAZOÁVEL
$0,4 < K \leq 0,6$	BOM
$0,6 < K \leq 0,8$	MUITO BOM
$0,8 < K \leq 1$	EXCELENTE

FONTE: Fonseca (2000)

## 4.METODOLOGIA

### 4.1 Coletas dos Dados no MTIS

As medições do MTIS foram feitas na parte superior de um dos blocos do Laboratório de Energia Solar e Gás Natural (Figura 11). Neste espaço estão localizados outros sensores como o piranômetro e o pireliômetro, que é o sensor que se utiliza para obter dados de radiação direta de referência para este trabalho.

Figura 11 – Coleta de dados do MTIS



Fonte: ARAUJO, 2015

O MTIS não obtém dados de radiação direta, mas sim valores da resistência do LDR em um determinado período. Foi escolhida uma frequência de amostragem de aproximadamente 10 Hz. Esta frequência foi escolhida para testar a resistência do MTIS. Os dados estão sendo gravados no dispositivo SD e podem ser retirados por meio de um cartão micro SD, que é inserido num adaptador SD ou USB para ser armazenado em um computador. O arquivo gerado possui a extensão txt, sendo aberto em um programa compatível com sua extensão, como por exemplo o bloco de notas.

O arquivo está organizado em dez colunas. As duas primeiras referem-se à indicação da radiação direta e difusa. No caso de se ter valores de um e zero para a primeira e segunda colunas em uma determinada linha, indicam que naquele momento a radiação emitida é direta. Caso contrário ter-se-á um momento de radiação difusa.

No intervalo da terceira à oitava coluna há os valores da resistência dos seis LDRs.

As duas últimas colunas estão indicando o dia, mês e ano da coleta e o registro da hora. Cada vez que o MTIS é desligado seu registro de armazenamento é interrompido. Para uma nova coleta ele inicia os novos dados com uma indicação da seguinte forma: Início da medição do MTIS dia, mês, ano e a hora de início de acordo com o seu relógio.

Depois da coleta dos dados, os mesmos foram inseridos em uma planilha eletrônica para serem tratados. Após estes ajustes o arquivo será salvo em formato txt para ser utilizado na programação.

## **4.2 Coletas dos Dados no Pireliômetro**

A coleta dos dados obtidos pela medição do Pireliômetro foram realizadas na parte superior de um dos blocos do LESGN. Os dois sensores são postos em um mesmo local, para não existir incoerência da comparação dos dados gerados.

Os dados de radiação foram medidos diariamente pelos bolsistas no LESGN do período de oito às dezessete horas de segunda-feira a sexta-feira. Foram utilizados os valores médios da radiação direta obtidos a cada dois minutos.

## **4.3 Linguagem de programação**

Na implementação do algoritmo de classificação foi utilizado o software Scilab. O Scilab é um software de código aberto que possui diversas aplicações em computação numérica e problemas de engenharia em geral. O seu desenvolvimento ocorreu em meados da década de 90. Ele foi criado pelos pesquisadores do INRIA (Institut National de Recherche en Informatique et en Automatique) e do ENPC (École Nationale des Ponts et Chaussées).

O Scilab é um software capaz de desenvolver programação de bom nível. Ele possui um conjunto extenso de ferramentas disponíveis, sendo capaz de desenvolver programas com estruturas equiparáveis a FORTRAN, Pascal ou C.

Diversas ferramentas podem ser selecionadas para as mais variadas aplicações. O Scilab dispõe de ferramentas matemáticas capazes de trabalhar com problemas de estatística, otimização, processamento de sinais, sistemas dinâmicos, álgebra linear, cálculo numérico, dentre outras. Ele também utiliza estruturas lógicas básicas, operações matemáticas diversas e elaboração de gráficos em duas ou três dimensões.

#### 4.4 Algoritmo de classificação para os dados do MTIS

A partir do MTIS coletaram-se os dados da resistência de cada LDR em um determinado instante, de acordo com a luminosidade. Estão em consideração duas classes possíveis, sendo uma do tipo nuvem cobrindo o céu e a outra não nuvem cobrindo o céu.

O classificador é baseado em médias móveis e incrementos das mesmas. Dois incrementos possíveis são comparados com certas restrições para assim determinar se ele pertence à classe nuvem ou não nuvem. O programa foi desenvolvido nas seguintes etapas:

- I) Escolhe-se um vetor de valores de um LDR e o carrega no Scilab;
- II) Determinam-se as médias móveis deste vetor com um r igual a 5;
- III) Calcula-se o incremento de duas médias móveis consecutivas gerando um vetor com todas estas diferenças;
- IV) Se um incremento em certo instante for maior do que cinco por cento do valor do incremento anterior classifica-se este momento como sendo da classe nuvem. Quando for menor do que cinco por cento do valor anterior negativamente classifica-se este momento como sendo da classe não nuvem. Caso contrário classifica-se o período como um período de não transição.
- V) Realiza-se a contagem da quantidade de classe a cada 2 minutos. Se tiver mais elementos na classe nuvem, classifica-se aquele período como sendo da classe nuvem, caso contrário, tem-se um período como sendo de não nuvem cobrindo o céu.

#### 4.5 Algoritmo de classificação para os dados do Pireliômetro

A partir do Pireliômetro estão sendo obtidos dados de radiação solar direta de referência. Um classificador foi aplicado a estes dados. Assim como no MTIS, consideram-se duas possíveis classes, sendo uma do tipo nuvem cobrindo o céu e a outra não nuvem cobrindo o céu.

Para a classificação dos dados de radiação utilizou-se a Equação 04

$$M_{SET} = \frac{1}{r} * \sum_1^r x_r \times (1 - p) \quad (4)$$

Onde tem-se que:



- (i)  $r$  é a quantidade de amostras definidas
- (ii)  $x_r$  é o elemento da  $r$ -ésima linha do vetor de característica
- (iii)  $p$  é um valor percentual que representa o quanto um valor pode variar em comparação com a média para ser considerado Nuvem ou Não Nuvem.

O termo  $M_{SET}$  significa média setorial, que representa uma média móvel de certa quantidade de dados. Foi adotado um valor de  $p$  fixo igual a 0,2 e um  $r$  igual a 5, o que totaliza um intervalo de 10 minutos. Assim comparou-se o valor da média setorial dos termos  $x_i, x_{i+1}, x_{i+2}, x_{i+3}$  e  $x_{i+4}$  com o termo  $x_i$  da seguinte forma:

- (i) Se  $x_i \leq M_{SET}$ , então tem-se um dado na classe Nuvem
- (ii) Se  $x_i > M_{SET}$ , então tem-se um dado na classe Não Nuvem

#### **4.6 Comparações dos resultados de classificação**

A partir dos resultados de classificação em duas classes dos dados obtidos pelos dois sensores, foram obtidas as matrizes de confusão dos mesmos para realizar a devida comparação e assim determinar as taxas de acertos e erros do algoritmo de classificação. Duas classes foram obtidas do processo de classificação, gerando-se desta forma as matrizes de confusão.

## 5.RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os resultados estão analisados através de Gráficos e Tabelas. Os mesmos estão seguidos de comentários básicos para melhor interpretação e entendimento dos resultados. As coletas foram realizadas nos meses de junho, julho, agosto e setembro de 2016. Os dias foram escolhidos de forma aleatória. Os valores do coeficiente Kappa de cada dia também estão apresentados.

### 5.1 Matrizes de confusão e coeficiente Kappa do mês de junho

Nas Tabelas 02 a 04 foram apresentadas as matrizes de confusão do mês de junho. Acompanhado de cada matriz vem o seu respectivo valor do coeficiente Kappa.

Tabela 02-Matriz de confusão dia 22 das 11:00 às 12:00

$$\begin{bmatrix} 0,9354 & 0 \\ 0,0322 & 0,0322 \end{bmatrix}$$

Coeficiente Kappa

0,6516

Tabela 03-Matriz de confusão dia 27 das 12:00 às 13:00

$$\begin{bmatrix} 0,6451 & 0 \\ 0,3222 & 0,0322 \end{bmatrix}$$

Coeficiente Kappa

0,1142

Tabela 04-Matriz de confusão dia 14 das 14:00 às 15:00

$$\begin{bmatrix} 0,9032 & 0 \\ 0,0322 & 0,0322 \end{bmatrix}$$

Coeficiente Kappa

0,5782

## 5.2 Matrizes de confusão e coeficiente Kappa do mês de julho

Está apresentado nas Tabelas 05 a 07 as matrizes de confusão do mês de julho. Acompanhado de cada matriz vem os seus respectivos valores do coeficiente Kappa.

Tabela 05-Matriz de confusão dia 04 das 8:00 às 9:00

$$\begin{bmatrix} 0,6129 & 0 \\ 0,3548 & 0,0322 \end{bmatrix}$$

Coeficiente Kappa

$$0,1002$$

Tabela 06-Matriz de confusão dia 11 das 9:00 às 10:00

$$\begin{bmatrix} 0,5806 & 0 \\ 0,3871 & 0,0322 \end{bmatrix}$$

Coeficiente Kappa

$$0,1037$$

Tabela 07 -Matriz de confusão dia 05 das 10:00 às 11:00

$$\begin{bmatrix} 0,5161 & 0 \\ 0,4516 & 0,0322 \end{bmatrix}$$

Coeficiente Kappa

$$0,0900$$

## 5.3 Matrizes de confusão e coeficiente Kappa do mês de agosto

Está apresentado na tabela 08 a matriz de confusão do mês de agosto. Junto com a matriz vem o seu respectivo valor do coeficiente Kappa.

Tabela 08-Matriz de confusão dia 19 das 16:00 às 17:00

$$\begin{bmatrix} 0,7741 & 0 \\ 0,1935 & 0,0322 \end{bmatrix}$$

Coeficientes Kappa

0,2051

#### 5.4 Matrizes de confusão e coeficiente Kappa do mês de Setembro

Estão apresentadas nas tabelas 09 a 10 as matrizes de confusão do mês de setembro. Junto com cada matriz vem os seus respectivos valores do coeficiente Kappa.

Tabela 09 -Matriz de confusão dia 16 das 13:00 às 14:00

$$\begin{bmatrix} 0,3870 & 0,1935 \\ 0,2580 & 0,1612 \end{bmatrix}$$

Coeficientes Kappa

0,0524

Tabela 10 - Matriz de confusão dia 23 das 15:00 às 16:00

$$\begin{bmatrix} 0,1935 & 0,3870 \\ 0,0645 & 0,0645 \end{bmatrix}$$

Coeficientes Kappa

0.1621

Tabela 11 - Taxas de acerto e erro nos quatro meses

MÊS	DIA	HORA	ACERTO	ERRO
JUNHO	22	11:00 às 12:00	0,9676	0,0324
JUNHO	27	12:00 às 13:00	0,6773	0,3227
JUNHO	14	14:00 às 15:00	0,9354	0,0646
JULHO	4	8:00 às 9:00	0,6451	0,3549
JULHO	11	9:00 às 10:00	0,6128	0,3872
JULHO	5	10:00 às 11:00	0,5483	0,4517
AGOSTO	19	16:00 às 17:00	0,8063	0,1937
SETEMBRO	16	13:00 às 14:00	0,5484	0,4516
SETEMBRO	23	15:00 às 16:00	0,5484	0,4516

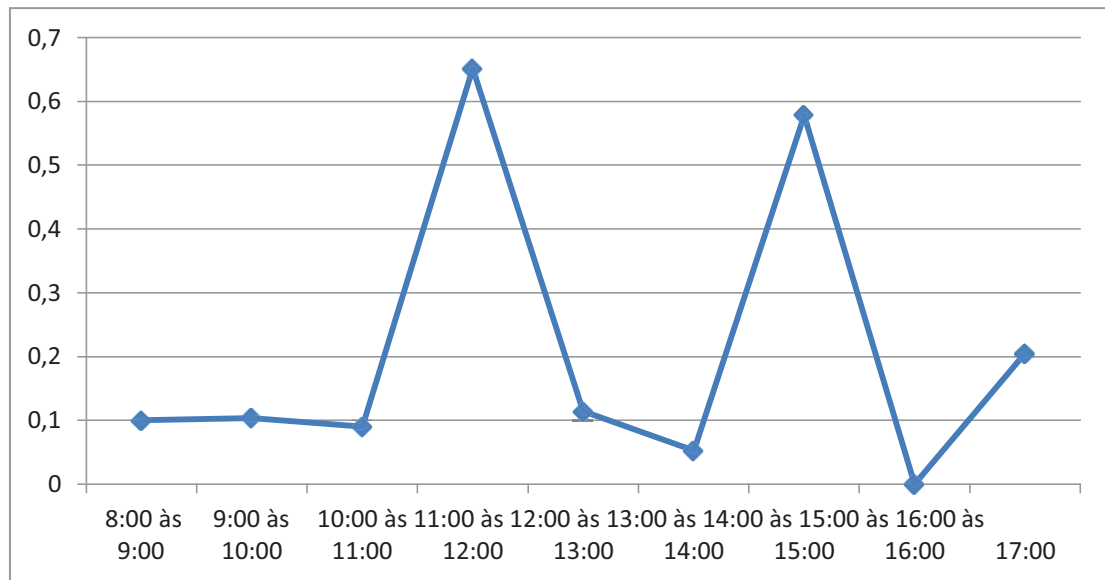
Analisaram-se por meio das taxas de acerto e erro nos quatro meses os maiores e menores níveis de acerto são respectivamente de 0,9676 e 0,5483. Estes resultados foram obtidos no dia 22 de junho e 05 de julho.

O valor da amplitude dos acertos, diferença entre o maior e menor valor, é de 0,4193. Pode-se destacar ainda que a taxa média de acerto é de 0,6988. A amplitude dos erros possui o valor de 0,4193. A média dos erros é de valor igual á 0,4193.

Nos dias considerados não houve nenhum dia em que as taxas de erros superaram as de acerto. Isto remete que o classificador funciona de maneira eficiente. Os valores estão relativamente próximos da média dos acertos. Isto traz certa coerência entre os resultados obtidos ao longo destes dias.

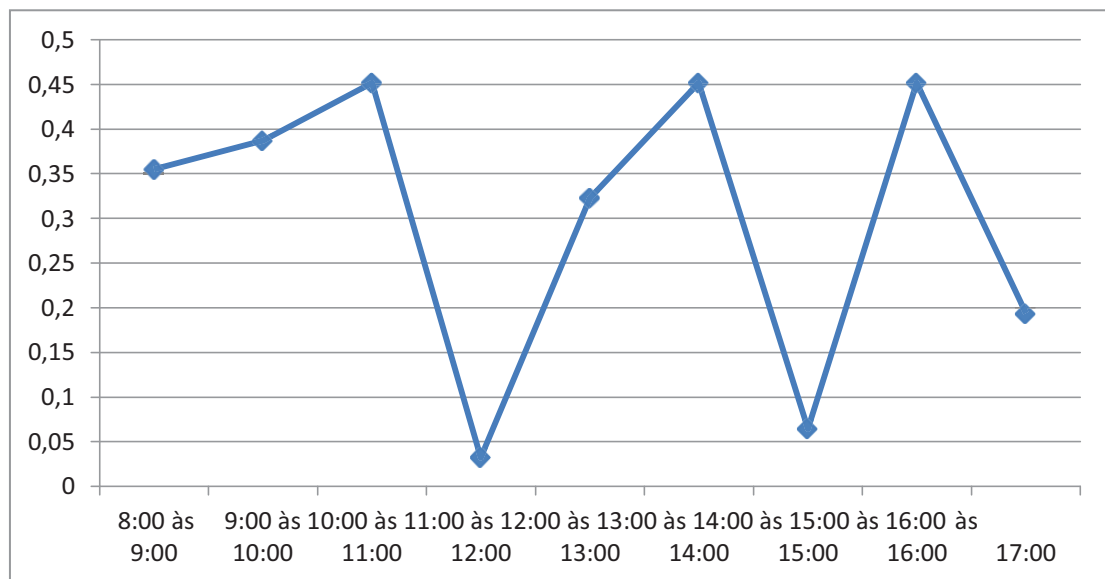
No gráfico 1 tem-se o comportamento da taxa de acerto ao longo de cada dia

Gráfico 01: comportamento da taxa de acerto ao longo de cada dia



No gráfico 01 tem-se o comportamento da taxa de erro ao longo de cada dia

Gráfico 02: Comportamento da taxa de erro ao longo de cada dia



### 5.1 Comparativos entre os valores do coeficiente Kappa nos quatro meses

Através dos resultados obtidos do coeficiente Kappa nos quatro meses de coletas, pode-se fazer uma comparação entre os resultados obtidos. Na tabela 12 está descrita a análise dos valores do coeficiente Kappa nos quatro meses.

Tabela 12 - Taxas do coeficiente Kappa nos quatro meses

MÊS	DIA	HORA	KAPPA	RESULTADO
JUNHO	22	11:00 às 12:00	0,6516	MUITO BOM
JUNHO	27	12:00 às 13:00	0,1142	RUIM
JUNHO	14	14:00 às 15:00	0,5782	BOM
JULHO	4	8:00 às 9:00	0,1002	RUIM
JULHO	11	9:00 às 10:00	0,1037	RUIM
JULHO	5	10:00 às 11:00	0,09	RUIM
AGOSTO	19	16:00 às 17:00	0,2051	MUITO BOM
SETEMBRO	16	13:00 às 14:00	0,0524	RUIM
SETEMBRO	23	15:00 às 16:00	0.1621	

Os maiores e menores valores do coeficiente Kappa são respectivamente de 0,6516 e 0,0524. Estes resultados foram obtidos no dia 22 de junho e 16 de setembro.

O valor da amplitude do coeficiente Kappa, diferença entre o maior e menor valor, é de 0,5992. Pode-se destacar ainda que a taxa média de acerto é de 0,236925.

Por meio da tabela 01, valores do coeficiente Kappa, pode-se analisar os seus valores de uma forma mais qualitativa. Foram obtidos seis valores ruins, um valor razoável e dois valores muito bons.

## 6. CONCLUSÃO

Este trabalho utilizou um aparelho projetado para obter variáveis necessárias para a avaliação de uma região com relação ao seu potencial energético. Este aparelho foi designado por Medidor do Tempo de Irradiação Solar (MTIS).

Este aparelho é um protótipo desenvolvido no Laboratório de Energia Solar e Gás Natural (LESGN) da Universidade Federal do Ceará (UFC). O MTIS utilizou a plataforma Arduino juntamente com dispositivos periféricos em sua estrutura.

Os dados foram coletados através de seis sensores LDRs disponíveis no equipamento. Eram obtidos valores das resistências dos LDR's de acordo com a luminosidade.

Os dados foram exportados para o micro SD. Posteriormente, foram analisados em um computador e comparados com os dados de um Pireliômetro.

A comparação feita por meio das Matrizes de Confusão e um indicador de concordância dos dados denominado coeficiente kappa. Mostrou-se um maior percentual de acerto de mais de 90% e uma média de acerto de 69%. Os gráficos também mostram que os acertos podem ser considerados equilibrados.

O MTIS funcionou com uma frequência de amostragem de 10 Hz. Por isso, houve dificuldades de se trabalhar com uma quantidade grande de dados. Vale também enfatizar que este fato pode interferir na qualidade dos dados, pois uma frequência de 10 Hz pode exigir demais do medidor MTIS.

Os resultados podem ser considerados razoáveis, pois foram obtidos níveis de taxas de acerto melhor do que a de erro. Desta forma, isto mostra que o MTIS deve ser utilizado para ser melhorado em trabalhos futuros.

O presente estudo auxiliou na obtenção de dados para identificar características do comportamento dinâmico das nuvens. Assim, espera-se que o MTIS obtenha variáveis necessárias para a avaliação do potencial energético de uma determinada região.



## REFERÊNCIAS

- ARAÚJO, J. B. Projeto e programação de medidor do tempo de irradiação solar utilizando plataforma arduino. 2015.. TCC (Graduação) - Curso de Engenharia Mecânica, CT, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza,p.87, 2015.
- ARCHER, B. Forecasting Demand: Quantitative and Intuitive Techniques. International Journal of Tourism Management. USA. v.1, 1980.
- ARDUINO. The Arduino Playground, 2014. Disponível em:<<http://playground.arduino.cc/>>. Acesso em: 5 maio. 2016
- Atlas Solarimétrico do Brasil : Banco de dados solarimétricos coordenador Chiguera Tiba... et al.- Recife: Ed. Universitária da UFPE, 2000
- BIGA, A. J; ROSA, RUI. Estimating solar irradiation sums from sunshine and cloudiness observations. **Solar Energy**, v. 25, n. 3, p. 265-272, 1980.
- BHARDWAJ, Saurabh et al. Estimation of solar radiation using a combination of Hidden Markov Model and generalized Fuzzy model. **Solar Energy**, v. 93, p. 43-54, 2013.
- CAMPOS FILHO, Frederico F. Fundamentos de SCILAB.2010.
- COHEN, J. A Coeficiente de Agreement for Nominal Scales. **Educational an Measurement**. Vol XX, n. 1, p. 37-46, 1960.
- DUFFIE, John A., and WILLIAM A. Beckman. Solar engineering of thermal processes. v. 3. New York: Wiley, 2013.
- FONSECA, L. M. G. Processamento digital de imagens. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), 2000
- MARQUES,J.S.Reconhecimento de Padrões: Métodos Estatísticos e Neurais. 2.ed, IST Press,2005
- LAPPALAINEN, Kari; VALKEALAHTI, Seppo. Recognition and modelling of irradiance transitions caused by moving clouds. **Solar Energy**, v. 112, p. 55-67, 2015.
- LAPPALAINEN, Kari; VALKEALAHTI, Seppo. Analysis of shading periods caused by moving clouds. **Solar Energy**, v. 135, p. 188-196, 2016.
- MAKRIDAKIS, S. *Metaforecasting: Ways of Improving Forecasting Accuracy and Usefulness*. International Journal of Forecasting. v. 4, n. 3, p. 467-491, 1988.
- MOHAMMADI, Kasra, et al. Temperature-based estimation of global solar radiation using soft computing methodologies. **Theoretical and Applied Climatology** .p. 1-12, 2015

MORETTIN, P.A.; TOLOI, C.M.C. Análise de Séries Temporais. **São Paulo: Editora Edgard BlucherLtda.**, 2004.

MORF, Heinrich. The stochastic two-state cloud cover model STSCCM. **Solar Energy** 85.5 p.985-999,2011

QUASCHINING, Volker. **Understanding Renewable Energy Systems**. Stertling, VA: Earthscan, 2005.

TAPAKIS, R., and A. G. Charalambides. Equipment and methodologies for cloud detection and classification: A review. **Solar Energy** 95 . p.392-430,2013

TOMSON, T.,. Fast dynamic processes of solar radiation. **Solar Energy** 84, p.318–323,2010

BHARDWAJ, Saurabh et al. Estimation of solar radiation using a combination of Hidden Markov Model and generalized Fuzzy model. **Solar Energy**, v. 93, p. 43-54, 2013.

ZANGVIL, Abraham; LAMB, Peter J. Characterization of sky conditions by the use of solar radiation data. **Solar Energy**, v. 61, n. 1, p. 17-22, 1997.

[http://www.inmet.gov.br/html/informacoes/sobre\\_meteorologia/atlas\\_nuvens/atlas\\_nuvens.html](http://www.inmet.gov.br/html/informacoes/sobre_meteorologia/atlas_nuvens/atlas_nuvens.html) acesso em 01 de maio 2016

<https://www.itaipu.gov.br/sala-de-imprensa/perguntas-frequentes> acesso em 01 de abril 2016