

## Sensores Virtuais dos Gases de Emissões

**André Luis Furlanetti Gouvêa**

Marelli Sistemas Automotivos Ind. e Com. Ltda.

**Endryl Laureano Moreira Roque**

Marelli Sistemas Automotivos Ind. e Com. Ltda.

**Wellington Santiago da Cruz Pereira**

Marelli Sistemas Automotivos Ind. e Com. Ltda.

### **ABSTRACT**

*Due to constant reductions in the emissions gas limits allowed in motor vehicles, new monitoring and analysis techniques need to be developed and used to ensure applications with a high level of reliability, reduced cost and development time.*

*This study proposes, through the use of mathematical tools, systems identification theories and data collected during engine operation, the development of a mathematical model to analyze and reproduce in real time the combustion dynamic behavior, predicting the exhaust gases formation with acceptable accuracy.*

*As the combustion engine has a highly non-linear characteristic and due to the large number of input and output signals (gas concentrations), the methodology of the dynamic model developed is composed of several transfer functions represented in state space.*

*The output values are obtained through the transitions between the different inputs analyzed in the different transfer functions, managed by a fuzzy logic.*

*This model was compiled in prototype software, allowing its use as a virtual sensor for the analyzed gas - Carbon monoxide.*

*Despite the good results, the study is still in the validation phase.*

### **RESUMO**

Devido às constantes reduções dos limites de emissões gasosas permitidos em veículos automotores, novas técnicas de monitoramento e análise precisam ser desenvolvidas e utilizadas para garantir aplicações com alto nível de confiabilidade, reduzindo custo e tempo de desenvolvimento.

Este estudo propõe por meio do uso de ferramentas matemáticas, das teorias de identificação de sistemas e dos dados coletados durante o funcionamento do motor, o desenvolvimento de um modelo matemático para analisar e reproduzir em tempo real o comportamento dinâmico da combustão, prevendo a formação dos gases do escape com uma precisão aceitável.

Uma vez que o motor a combustão interna possui uma característica altamente não linear e pela grande quantidade de sinais de entradas e saídas (concentrações gasosas), a metodologia do modelo dinâmico desenvolvido é composta por diversas funções de transferências representadas em espaço de estados.

Os valores das saídas são obtidos através das transições entre as diversas entradas analisadas nas diversas funções de transferência, geridas por uma lógica difusa (*Fuzzy*).

Este modelo foi compilado em um *software* protótipo, permitindo o seu uso como sensor virtual para o gás analisado – Monóxido de carbono.

O estudo apesar dos bons resultados, ainda está em fase de validação.

### **INTRODUÇÃO**

**CONTEXTO** – A evolução das tecnologias utilizadas nos veículos automotores está intimamente relacionada com o nível de desenvolvimento das sociedades onde estes estão inseridos. Porém não apenas de forma local, já que somados a este desenvolvimento, surge também a necessidade de preservar o meio ambiente em escala global, uma vez que a poluição não fica limitada a fronteiras geográficas.

Assim, as leis que regulam o funcionamento dos motores, especialmente às limitações dos volumes máximos de emissões gasosas têm se tornado cada vez mais restritivas, exigindo dos fabricantes soluções rápidas, eficientes e de custo acessível.

Partindo destas premissas, diversas soluções tecnológicas como controle da pressão de injeção de combustível, variação no tempo de abertura e fechamento das válvulas de admissão e exaustão, recirculação dos gases do escapamento, entre outras, estão sendo aperfeiçoadas e aplicadas aos novos projetos com foco direcionado especialmente no controle da combustão e redução das emissões gasosas.

Assim, grande parte do tempo e investimento utilizado no desenvolvimento de um novo veículo está direcionado em atividades de controle da combustão (partida a frio e a quente, dirigibilidade, consumo, conforto) e ensaios laboratoriais em bancadas de dinamômetros de chassi, equipados com analisadores de gases para otimização das emissões, sendo que este último demanda considerável tempo e recursos do projeto.

**ESCOPO DO TRABALHO** – Este estudo propõe o desenvolvimento de uma ferramenta para auxiliar o processo de otimização das emissões, seguindo os seguintes passos:

1. Utilização de um veículo referência para o projeto, preparado com uma unidade de controle eletrônica dedicada ao trabalho de desenvolvimento (com interface de comunicação com software de calibração), para coletar os dados do funcionamento do motor (velocidade e temperatura do motor, quantidade de combustível, pressão e temperatura do ar de admissão, ângulo de abertura da válvula borboleta, demanda de torque do motor, ângulo de ignição, etc.), além de instrumentação adicional (sensores de oxigênio montados antes e depois do catalisador, sensores de temperatura montados no coletor dos gases de escape);
2. Realização de ensaios exaustivos em bancadas de dinamômetros de chassi equipados com analisadores de gases, seguindo os ciclos conforme as normas de homologação, coletando os resultados dos gases gerados antes do catalisador e depois do catalisador para levantamento dos dados para alimentar os modelos;
3. Tratamento dos dados devido posicionamento dos pontos de amostragem e atrasos do analisador e diferenças em taxas de amostragem.
4. Inserção de dados tratados no software *Matlab*®, para estima das funções de transferência. Validação montagem e compilação do modelo identificado em um software protótipo.
5. Realização de ensaios exaustivos para comparação entre os valores fornecidos pelo modelo e os fornecidos pelos analisadores de gases.

## REVISÃO TEÓRICA

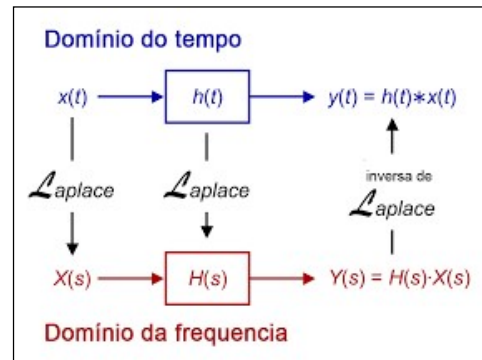
**TRANSFORMADA DE LAPLACE** – É uma ferramenta matemática utilizada especialmente para simplificação algébrica de equações diferenciais complexas, alterando as variáveis do sistema, transladando-as do ‘domínio do tempo ( $t$ )’ para o ‘domínio da frequência complexo ( $S$ )’, possuindo uma parte real e uma parte imaginária. Permitindo que sejam obtidas soluções dos cálculos de maneira menos complicadas. A aplicação das transformadas inversas de Laplace permite retornar as variáveis do ‘domínio da frequência’ novamente para o ‘domínio do tempo’, (Figura [01]), [1].

A transformada de Laplace de um sinal  $x(t)$  é definida da seguinte maneira (equação (1)):

$$X(s) = \mathcal{L}\{x(t)\} = \int_0^{\infty} x(t)e^{-st} dt. \quad (\text{equação (1)})$$

A transformada inversa de Laplace é definida como, (considerando  $s = \sigma + j\omega$ ) (equação (2)):

$$x(t) = \mathcal{L}^{-1}\{X(s)\} = \frac{1}{2\pi j} \int_{\sigma-j\infty}^{\sigma+j\infty} X(s)e^{st} ds. \quad (\text{equação (2)})$$



(i.e. Figura [01]. Transformada e Transformada Inversa de Laplace – OGATA 2011).

**TRANSFORMADA Z** – Sistemas que operam em ambientes computacionais precisam ser convertidos do plano contínuo para o plano discreto (Figura [02]), assim se a resposta ao impulso for discreta no tempo  $h(k)$ , a respectiva função de transferência  $H(z)$  é por definição a transformada Z de  $h(k)$  para condições iniciais nulas. Ou seja, a transformada Z proporciona uma aproximação eficiente das equações complexas (derivadas, integrais, etc.) dos sinais contínuos em representações amostradas. A transformada bilateral Z de uma sequência  $x(k)$  é definida como (equação (3)), [2]:

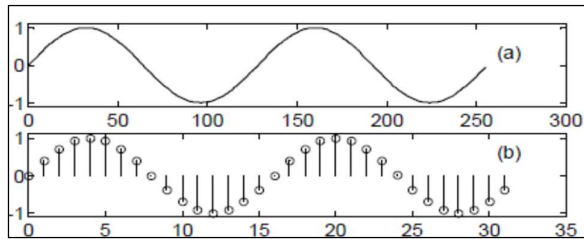
$$X(z) = \mathcal{Z}\{x(k)\} = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x(k)z^{-k}. \quad (\text{equação (3)})$$

De forma similar à transformada de Laplace, o retorno ao plano contínuo também é possível (embora de baixa aplicação prática), assim define-se a transformada Z inversa como (equação (4)):

$$x(k) = \mathcal{Z}^{-1}\{X(z)\} = \frac{1}{2\pi j} \oint X(z)z^{k-1}dz. \quad (\text{equação (4)})$$

Sendo que  $\oint$  representa a integral fechada, no sentido anti-horário, centrada na origem do plano 'Z'.

Tanto H(S) e H(Z) são normalmente representadas, respectivamente, como o quociente de dois polinômios em 'S' e em 'Z', [3].



(i.e. Figura [02]. Sinal Contínuo e Amostrado HIUGUTTI e KITANO 2003).

**FUNÇÃO DE TRANSFERÊNCIA** – São relações que representam o comportamento dinâmico de um par 'entrada-saída', ou seja, descrevem como uma determinada entrada é dinamicamente refletida na saída do sistema.

A função de transferência de um sistema é, por definição, a transformada de Laplace da sua resposta ao impulso. Para sinais de entrada com espectro de frequência suficientemente amplo, uma estimativa da função de transferência de um sistema pode ser obtida dividindo-se a transformada de Laplace da saída pela Transformada de Laplace da entrada para condições iniciais nulas. Assim funções de transferência são normalmente representadas como a razão de dois polinômios em 'S'.

Utilizando-se o conceito de função de transferência, é possível representar a dinâmica de um sistema por meio de uma equação algébrica em 'S'. Se a maior potência de 'S' no denominador da função de transferência for igual a 'n', o sistema será denominado sistema de ordem 'n'.

A aplicação da função de transferência é limitada a sistemas de equações diferenciais lineares invariantes no tempo. O método da função de transferência é amplamente utilizado na análise e no projeto destes sistemas. A seguir estão listadas algumas considerações sobre o assunto:

1. A função de transferência de um sistema é um modelo matemático que constitui um método operacional para expressar a equação diferencial que relaciona a variável de saída à variável de entrada.

2. A função de transferência é uma propriedade inerente ao sistema, independentemente da magnitude e da natureza da função de entrada ou de excitação.
3. A função de transferência inclui as unidades necessárias para relacionar a entrada à saída; entretanto, não fornece nenhuma informação relativa à estrutura física do sistema.
4. Se a função de transferência de um sistema for conhecida, a saída ou a resposta poderá ser estudada para várias maneiras de entrada, visando ao entendimento da natureza do sistema.
5. Se a função de transferência de um sistema não for conhecida, ela pode ser estimada experimentalmente com o auxílio de entradas conhecidas e do estudo das respectivas respostas do sistema analisado. Depois de identificada, a função de transferência fornece uma descrição completa das características dinâmicas do sistema, independentemente de sua descrição física.

**MODELOS MATEMÁTICOS** – São representações aproximadas de um sistema real que permitem sua simulação, fornecendo com certa precisão as respostas frente a estímulos diversos.

É uma das mais importantes áreas de conhecimento em sistemas de controle, já que o sistema (ou parte dele) pode ser descrito e simulado de forma matemática, reduzindo significativamente o custo e o tempo de desenvolvimento.

Existem várias formas e técnicas de se estimar modelos, dentre as quais as mais conhecidas são:

1. Modelagem pela natureza do processo. Embora seja o método com maior nível de exatidão, necessita de um profundo entendimento do sistema a ser modelado, exigindo conhecimento sobre todas as relações matemáticas que descrevem os fenômenos envolvidos, que em geral transcendem diversas áreas de conhecimento e demandando um relevante tempo de trabalho, o que normalmente inviabiliza a pesquisa;
2. Modelagem por identificação de sistemas, também conhecida por modelagem caixa preta, ou modelagem empírica, muito utilizada devida a não necessidade de conhecimento prévio do sistema. Durante o desenvolvimento desta técnica, fazem-se considerações simplificadas do sistema, provando sempre as respostas, reiterando as considerações até a obtenção de respostas com o nível de exatidão desejada.

Importante ressaltar que qualquer modelo, independentemente da técnica utilizada, representa de forma aproximada o sistema e possui um desempenho de acordo com o grau de detalhamento considerado. O desenvolvimento de modelos que possuam muitas das

características do sistema, normalmente é inviável e desnecessário, [3].

Duas considerações são estritamente importantes ao se desenvolver ou identificar um modelo para um dado sistema, linearidade e invariância temporal.

Um sistema é considerado linear quando seu comportamento não se altera em toda sua faixa de operação, durante seu funcionamento, ou seja, atua sempre da mesma forma, independente do ponto de operação.

Também é correto afirmar que um sistema linear respeita o princípio da superposição, assim, para um sistema linear, a resposta a diversas entradas pode ser calculada tratando uma entrada de cada vez e somando os resultados. E é exatamente através deste princípio que permite a análise de sistemas complexos e a construção de sistemas simplificados, isolando as equações diferenciais lineares.

Na pesquisa experimental de um sistema dinâmico, se causa e efeito forem proporcionais, então é válida a aplicação do princípio da superposição, e o sistema pode ser considerado linear. Esta consideração, geralmente simplifica em muito o modelo a ser desenvolvido, [1], [3].

A Invariância temporal é a premissa mais importante em uma modelagem matemática, pois implica que o comportamento do sistema a ser modelado não varia com o tempo. Ser invariante no tempo não significa que o sistema é estático, mas sim que a dinâmica que está regulando a evolução temporal é a mesma. Em outras palavras, os sistemas dinâmicos compostos por componentes lineares de parâmetros concentrados invariantes no tempo podem ser descritos por equações diferenciais lineares invariantes no tempo, ou seja, por coeficientes constantes, [1], [3].

**TIPOS DE MODELOS** – Dependendo do sistema que se deseja identificar, algumas características devem ser observadas para garantir o melhor desempenho do modelo:

Estáticos ou Dinâmicos – Os modelos estáticos são os que relacionam variáveis sem quantificar sua dependência temporal. Se a evolução temporal de um sistema é desejada, modelos dinâmicos devem ser usados. Modelos estáticos são normalmente descritos por equações algébricas, ao passo que modelos dinâmicos são compostos por equações diferenciais, podendo estes também conter equações algébricas. Todo sistema físico é, em última análise, dinâmico.

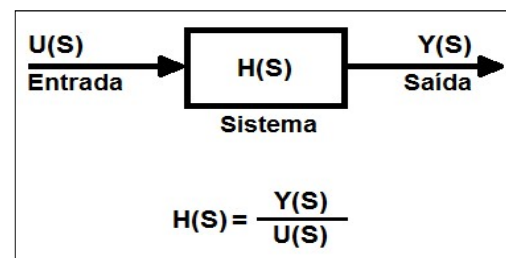
Discretos ou contínuos – Os termos discreto e contínuo se referem ao tempo. Modelos dinâmicos contínuos são descritos por equações diferenciais e representam a evolução do sistema continuamente no tempo. Em contraste, modelos dinâmicos discretos no tempo representam a evolução do sistema em instantes discretizados e são descritos por equações de diferenças.

Monovariáveis ou multivariáveis – Modelos monovariáveis são modelos que representam uma relação de causa e efeito de apenas um par de variáveis, ou seja, de uma entrada para uma saída, conhecidos também como modelos de Entrada única, saída unida (*single input, single output – SISO*). Um modelo com mais de uma entrada interferindo nas respostas de uma ou mais de uma saída é chamado multivariável ou modelos de múltiplas entradas e múltiplas saídas (*multiple input and multiple output – MIMO*).

Determinísticos ou estocásticos – Os modelos determinísticos possuem variáveis não aleatórias. Já os estocásticos trabalham com fontes de incertezas por meio de variáveis aleatórias.

Paramétricos ou não paramétricos – modelos paramétricos são aqueles que lidam com números, coeficientes que o caracterizem sendo estes os parâmetros do modelo. Já os modelos não paramétricos são representações gráficas, como resposta ao impulso e resposta em frequência do sistema, [3].

**REPRESENTAÇÃO DE MODELOS LINEARES** – Existem diversas representações matemáticas de modelos lineares. Quando o sistema possui apenas uma entrada e uma saída, a representação mais comum é a por função de transferência definida como a transformada da resposta ao impulso  $h(t)$  do sistema, para condições iniciais nulas. Se a resposta ao impulso for contínua no tempo, então a função de transferência  $H(S)$  é representada pela transformada de Laplace da saída  $Y(S)$  pela transformada de Laplace da entrada  $U(S)$ , (Figura [03]).



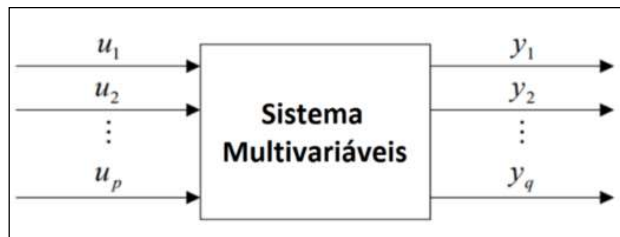
(i.e. Figura [03]. Representação Sistema e Função de transferência. Autores).

Esta estrutura possui parâmetros importantes que regem sua resposta temporal e sua resposta em frequência. Representam os ‘zeros’ e ‘polos’ de uma função de transferência. Onde os ‘zeros’ da função de transferência  $H(s)$  são os ‘zeros’ do polinômio  $Y(s)$ , ou seja, condições onde a função de transferência é nula. Em condições normais, amplificam a intensidade das oscilações iniciais da resposta. Da forma oposta, os ‘polos’ de  $H(s)$ , que são os zeros do polinômio  $U(s)$ , dependendo da posição onde forem encontrados, atenuam as oscilações iniciais, além de caracterizarem o comportamento de velocidade de resposta da saída.

A ordem de uma função de transferência é igual ao número de polos da mesma.

Porém, quando o sistema possui várias entradas e/ou várias saídas, a representação por função de transferência pode gerar complicados diagramas uma vez que nestes casos de sistemas multivariáveis, este tipo de representação não fornece informações detalhadas (Figura [04]).

Assim, nestes casos de sistemas multivariáveis, a representação mais utilizada é por espaço de estados. Este tipo de representação descreve o sistema no domínio do tempo de forma de uma equação matricial (equação (5)), abrangendo todas as entradas e saídas. Um modelo típico em espaço de estados possui a seguinte forma (equação (6)):



(i.e. Figura [04]. Sistema multivariáveis – Autores).

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \vdots \\ \dot{x}_n \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -a_0 & -a_1 & -a_2 & \dots & -a_{n-1} \end{bmatrix}}_A \underbrace{\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}}_x + \underbrace{\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix}}_B u(t)$$

(equação (5))

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) &= Cx(t) + Du(t) \end{aligned}$$

(equação (6))

Sendo que  $x \in \mathbb{R}^n$  é o vetor de estado n-dimensional e o ponto indica a derivada temporal;  $u(t) \in \mathbb{R}^r$  é o vetor de entradas formado por  $r$  funções temporais;  $y(t) \in \mathbb{R}^m$  é o vetor n-dimensional de saídas medidas e  $A, B, C$  e  $D$  são matrizes constantes. Esta representação será multivariável se  $r > 1$  e/ou  $n > 1$ .

A seguir são descritos os componentes que compõem esta estrutura:

**Estado** – O estado de um sistema dinâmico é o menor conjunto de variáveis (chamadas variáveis de estado), tais que o conhecimento destas variáveis em  $t=t_0$ , junto ao conhecimento da entrada para  $t \geq t_0$ , determina

completamente o comportamento do sistema para qualquer instante  $t > t_0$ .

**Variáveis de estado** – As variáveis de estado de um sistema dinâmico são aquelas que constituem o menor conjunto de variáveis capaz de determinar o estado desse sistema dinâmico. As variáveis de estado não necessitam serem quantidades fisicamente mensuráveis ou observáveis. As variáveis que não representam grandezas físicas e aquelas que não são nem mensuráveis nem observáveis podem ser escolhidas como variáveis de estado. Essa liberdade de escolha das variáveis de estado é uma vantagem dos métodos de espaço de estados.

**Vetor de estado** – Se forem necessárias ' $n$ ' variáveis de estado para descrever completamente o comportamento de dado sistema, então essas ' $n$ ' variáveis de estado poderão ser consideradas os ' $n$ ' componentes de um vetor ' $X$ '. Esse vetor é chamado vetor de estado.

**Espaço de Estados** – O espaço n-dimensional, cujos eixos coordenados são formados pelos eixos de  $X_1, X_2, \dots, X_n$ , onde  $X_1, X_2, \dots, X_n$  são as variáveis de estado, é denominado espaço de estados. Qualquer estado pode ser representado por um ponto no espaço de estados. Uma vez que a estrutura de espaço de estados relaciona variáveis de entrada e saída às variáveis de estado, é possível se obter funções de transferência a partir dela.

**IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS** - A identificação de sistemas se propõe a obter um modelo matemático que explique, pelo menos em parte e de forma aproximada, a relação de causa e efeito, partindo dos sinais de entrada e saída de um sistema qualquer. Há vários aspectos importantes envolvidos em problemas reais de identificação de sistemas [4]. Pode-se dizer que a principais etapas em um processo de identificação são:

1. Testes dinâmicos e coleta de dados. Uma vez que as técnicas de identificação obtêm modelos a partir de dados de entrada e saída, se faz necessário tais dados. Onde, muitas vezes, os únicos dados disponíveis serão dados de "operação normal". Em outras situações, é possível e preferível efetuar testes de forma a extrair informações dinâmicas do sistema. Problemas importantes e corriqueiros com relação a esta etapa são a escolha do sinal de excitação, a execução do teste e a escolha do tempo de amostragem.
2. Escolha da representação matemática a ser usada. Como demonstrado anteriormente, funções de transferência são largamente empregadas como a representação matemática de sistemas lineares, outras representações são utilizadas para processos não lineares e estocásticos.
3. Determinação da estrutura do modelo – No caso de modelos lineares, a escolha da sua estrutura se restringe, basicamente, à escolha do número de 'polos'



e de ‘zeros’, bem como à determinação do atraso puro de tempo de resposta frente ao estímulo.

4. Estimação de parâmetros – Há diversos algoritmos para a estimação de parâmetros de modelos matemáticos. Onde vários deles são estimadores derivados do estimador de mínimos quadrados. Tais algoritmos são robustos e, normalmente, de fácil implementação.
5. Validação do Modelo – Após obter uma família de modelos, é necessário verificar se eles incorporam ou não as características de interesse do sistema original. Além disso, é interessante poder comparar os modelos entre si e definir qual melhor representa o sistema. Trata-se de uma etapa estritamente subjetiva, e o resultado da validação dependerá da aplicação desejada para o modelo.

**SIMULAÇÃO DE MODELOS** – Uma vez obtido um modelo matemático, se faz necessário verificar se o comportamento de tal modelo equivale ao do sistema e quais são os limites de validade. Para se avaliar o desempenho de um modelo, é necessário simulá-lo, ou seja, é necessário resolver as equações que compõem o modelo. E a forma de simulação do modelo depende da representação.

**Modelos Contínuos** – A simulação de modelos contínuos normalmente envolve a resolução de equações diferenciais do tipo  $\dot{x} = f(x, t)$ . Onde, em grande parte dos casos, obter uma solução de forma analítica é impossível e, então, resolve-se a equação diferencial, de maneira aproximada por meio de métodos numéricos.

**Modelos Discretos** – A simulação de modelos discretos corresponde normalmente à solução de equações de diferenças. Neste caso, o procedimento é direto e não requer nenhum algoritmo especial.

## DESENVOLVIMENTO

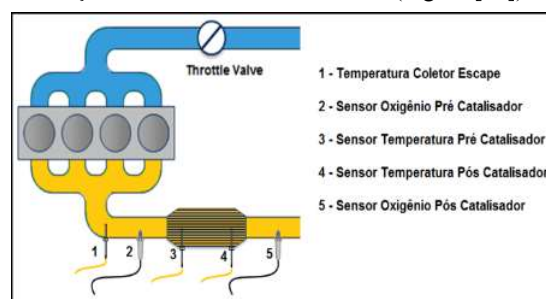
**COLETA DE DADOS** – O desenvolvimento do estudo foi realizado utilizando como veículo referência um FIAT Línea 1.8 aspirado, Motor E-Torq *Flex Fuel*, abastecido com etanol hidratado (E100) e dados coletados no Laboratório de Emissões Veiculares cedido pela empresa Marelli Sistemas Automotivos Indústria e Comércio Ltda.

**Instrumentação do Veículo** – Para coleta dos dados do funcionamento do motor foi utilizado uma unidade de controle eletrônica equipada com uma interface de desenvolvimento, que permite o acesso às informações do *software* de controle do motor de onde foram aquisitados em 250Hz todos os parâmetros pertinentes à combustão, consequentemente à geração dos gases, dentre os quais:

- Velocidade do motor;
- Temperatura do motor;

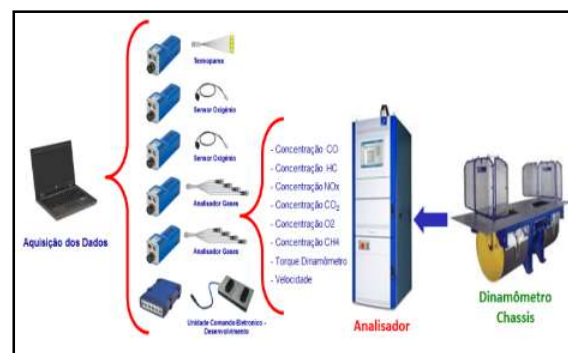
- Volume do ar aspirado;
- Pressão do ar no coletor de admissão;
- Temperatura do ar no coletor de admissão;
- Ângulo da válvula borboleta;
- Ângulo de pressionamento pedal do acelerador;
- Ângulo de ignição (centelha, vela de ignição);
- Sensores de Oxigênio (pré e pós-catalisador);
- Quantidade de combustível;
- Demanda de Torque;
- Velocidade do veículo;
- Temperatura estimada do catalisador
- Etc.

Adicionalmente também foram utilizados sensores de temperatura no coletor dos canos de escape e no catalisador e sensores de oxigênio, cujos sinais aquisitados através de dispositivos específicos conectados à interface de comunicação com a unidade de controle, (Figura [05]).



(i.e. Figura [05]. Diagrama Instrumentação Adicional – Autores).

Os valores analisados das concentrações gasosas, gerados durante os ensaios realizados no laboratório de emissões exaustivas são fornecidos pelo analisador de gases através de um dispositivo que os converte para sinais analógicos (0 a 10 Volts) em tempo Real [5]. Estes estão também inseridos à instrumentação, (Figura [06]).

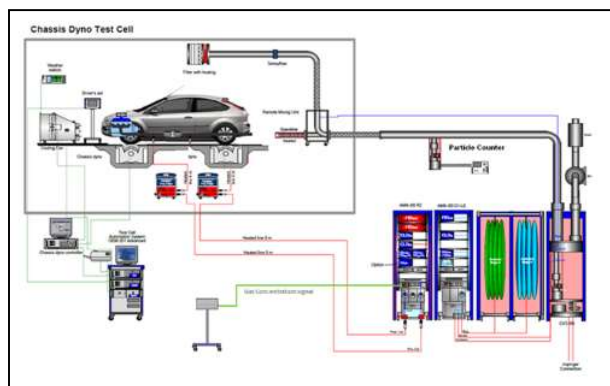


(i.e. Figura [06]. Diagrama Instrumentação Laboratório – Autores).

**Ensaio Dinamômetros** – Os dados para pesquisa e estima do modelo foram aquisitados em um laboratório de emissões veiculares equipado com dinamômetro de chassi, bancada de coleta e análise de gases amostrados em volume constante bruto e diluído, além de amostras coletadas e

analisadas a uma taxa de 10Hz de frequência Modal, (pré e pós-catalisador), Figura [07].

Os ensaios seguiram a norma brasileira ABNT NBR 6601:2012[6] e a Norma europeia 1970L0220 [7].



(i.e. Figura [07]. Diagrama Laboratório Emissões Exaustivas. PAP 173 – SIMEA 2015[5]).

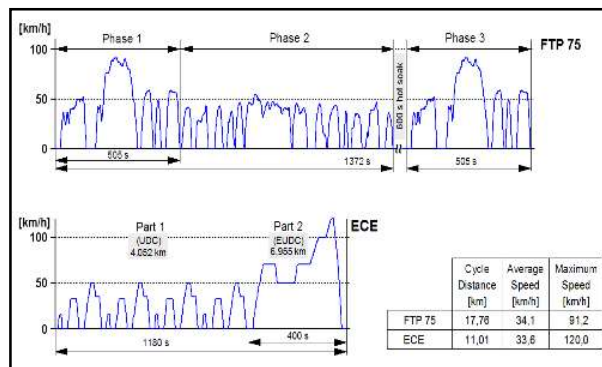
Respeitando a obrigatoriedade da realização de ciclos de pré-condicionamentos, que consiste na execução de um ensaio similar ao que será utilizado para aprendizado e adaptação dos controles dinâmicos do veículo, e mantendo o veículo climatizado dentro do laboratório pelo período a faixa de tempo resfriamento (não menor que 12 horas e não maior que 36 horas) para que o veículo possa estar frio no início do ensaio.

Os primeiros ensaios realizados foram duas séries distintas com três ciclos FTP75, conforme norma brasileira ABNT NBR 6601, na primeira série o padrão de trocas de marcha foi 0 km/h para o engate da primeira marcha, 25 km/h para a segunda, 40 km/h para a terceira, 65 km/h para a quarta e 72 km/h para o engate da quinta marcha. Na segunda série de ensaios as trocas das velocidades para trocas de marcha foram menores, engate da primeira marcha com veículo parado, 20 km/h para segunda marcha, 30 km/h para terceira, 40 km/h para quarta e 50 km/h para a quinta, última marcha.

O Ciclo FTP75 é composto de três fases, sendo que a primeira inclui a partida com motor a frio, tendo duração de 505 segundos e um percurso de 5,7 km. A segunda fase, conhecida como fase estabilizada tem uma duração de 866 segundos e 6,2 Km de percurso. A terceira fase é idêntica à primeira fase, porém conta com a partida com motor aquecido. Entre a segunda e a terceira fase, um período de 600 segundos com motor desligado, conhecido como 'soak', porém sem amostras de gases neste momento.

Também foram realizados ensaios seguindo padrão europeu conhecido como ciclo ECE, composto por duas fases interligadas, sendo que a primeira possui 780 segundos com quatro séries de três níveis de velocidades máximas diferentes, e uma última fase com 400 segundos,

porém com um padrão estabilizado em alta velocidade. As trocas de marcha seguiram o padrão estabelecido pelo próprio ensaio, ou seja, para primeira marcha, engate com velocidade zero, segunda marcha com 15 km/h, terceira marcha com 35 km/h, quarta marcha com 50 km/h, e a quinta marcha com 70 km/h, (Figura [08]).



(i.e. Figura [08]. Ciclos de homologação FTP75 e Europeu ABNT NBR 6601:2012,[6] e 1970L0220, [7]).

**Tratamentos dos Dados** – Embora o sistema de aquisição tenha recebido todos os dados simultaneamente, para poderem ser utilizados, foi necessário um tratamento inicial para ajustar as frequências das informações, de forma todas estivessem sob a mesma taxa de amostragem e a sincronização das concentrações gasosas, para então poder inseri-los no *software Matlab®* para iniciar as análises e a estima dos modelos.

As informações disponibilizadas pela unidade de comando eletrônico do motor, e coletadas através da interface de desenvolvimento poderiam ser gravadas em diversas taxas amostragem, mas para uma melhor análise, os dados foram aqisitados na maior taxa disponível (250Hz), da mesma forma os dados coletados da instrumentação adicional (20Hz), assim como os dados dos analisadores de gases do laboratório de emissões (10Hz).

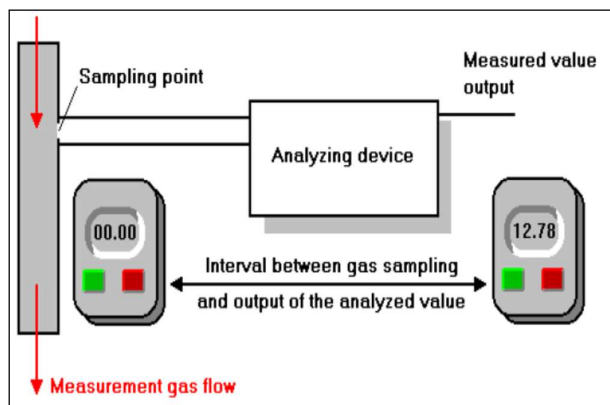
Para o ajuste de alinhamento das taxas de frequência dos parâmetros e sinais coletados, o próprio *software* de análise dos dados aqisitados possui recursos que permite a alteração de base de tempo sem perdas significativas na qualidade das informações. Desta forma, todos os dados coletados foram alinhados a uma taxa comum de 10Hz, ou seja em uma base de tempo de 100ms por amostra.

Os resultados das emissões gasosas necessitaram de um tratamento prévio, pois foram coletados através de um recurso proprietário, que permite o acesso aos valores das concentrações gasosas em tempo real [5] e embora todas possuam sincronismo entre si, acumulam um atraso inerente à coleta da amostra gasosa e a resposta do analisador, (Figura [09]).

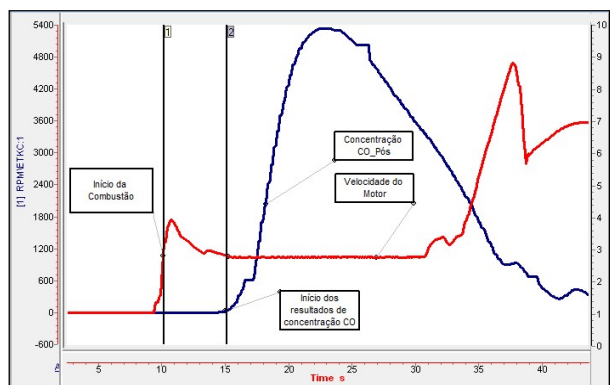
Este atraso ocorre devido ao posicionamento mecânico dos pontos de coleta e das distâncias entre estes à

bancada de análise, aproximadamente 10 metros de dutos. E também devido a características químicas particulares de cada gás e suas respectivas reações dentro do equipamento que identifica suas concentrações, [8].

Desta forma, cada arquivo foi verificado manualmente, utilizando como critério de correção o ponto onde o motor de combustão interna inicia trabalho térmico, e assim o ponto de início dos sinais do analisador de gases pode ser ‘puxado’ para a posição correspondente à sua formação, permanecendo correto até o final do arquivo (Figura [10]).



(i.e. Figura [09]. Diagrama explicativo atraso do analisador – ASR Manual [8]).



(i.e. Figura [10]. Atraso entre Partida motor e análise dos gases – Autores).

**MODELAMENTO MATEMÁTICO** – Devido o volume de informações e o nível de complexidade, o trabalho para definição do modelo para estima dos gases é realizado com auxílio de uma plataforma matemática (Mallab®) e ferramentas desenvolvidas especificamente para estas análises [11].

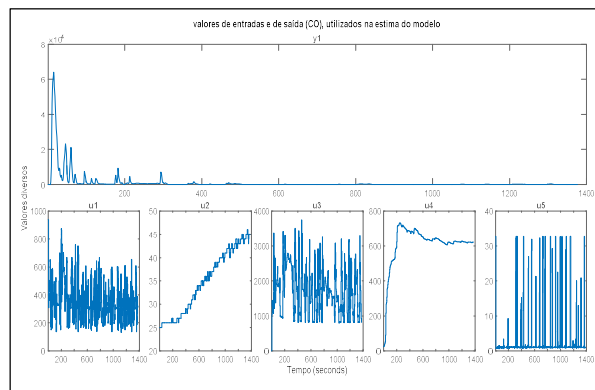
**Desenvolvimento do Modelo** – Os arquivos tratados das aquisições possuem um padrão e uma encriptação proprietária, assim para o trabalho de estima dos modelos, é necessária a importação dos dados, executado a partir de uma ferramenta padrão da própria plataforma – *MDF Import Tool and Function* [9]. O resultado desta operação é

um conjunto de todos os parâmetros aqisitados no formato de vetores na base de tempo previamente definido e suas respectivas variações.

Para o desenvolvimento e validação da técnica, foi escolhida a estima da concentração do gás monóxido de carbono (CO), um gás inodoro, extremamente tóxico e perigoso devido à capacidade de reação imediata e irreversível com a hemoglobina do sangue (componente responsável pela condução do oxigênio respirado). Este gás é formado pela combustão incompleta dos hidrocarbonetos, especialmente em ambientes com pouco oxigênio, característica predominante em motores de combustão interna ciclo *otto*, [10].

Para simplificação do estudo, inicialmente, o comportamento da formação do monóxido de carbono (CO) foi considerado como um sistema linear, de forma que as iterações para dedução das funções de transferência (relação entre os sinais de entrada e a concentração do monóxido de carbono) pudessem ser unificadas.

Os sinais de entrada analisados foram escolhidos de acordo com a relação e representatividade na dinâmica do sinal de saída (monóxido de carbono). Desta forma, foram selecionadas cinco entradas que foram acondicionadas juntamente com a saída em um formato multivetorial, no domínio do tempo, (Figura [11]).



(i.e. Figura [11]. Valores de entrada e saída FTP75 utilizados na estima do modelo. Autores).

A estima dos parâmetros do modelo foi realizada através de ferramentas de identificação de sistemas que gerou diversas iterações utilizando a variável multivetorial criada, assim como as informações sobre ‘polos’ (ordem da função), ‘zeros’ e a taxa de amostragem. Este procedimento cria para cada entrada uma função de transferência que a relaciona com o valor da saída, (Figura [12]).

Os parâmetros adotados na estimativa do modelo (‘zeros’ e ‘polos’) foram definidos a partir da análise de cada sinal de entrada, em seus comportamentos dinâmicos, buscando encontrar um bom compromisso de relação entrada-saída.



```

From input "u1" to output "y1":
    0.1456 z^-1
-----
1 - 1.818 z^-1 + 1.164 z^-2 - 0.1749 z^-3

From input "u2" to output "y1":
    -2.597 z^-1
-----
1 - 2.203 z^-1 + 1.66 z^-2 - 0.3771 z^-3

From input "u3" to output "y1":
    0.1757 z^-1 + 0.01408 z^-2 - 0.1421 z^-3
-----
1 - 1.666 z^-1 + 0.836 z^-2 - 0.09633 z^-3

From input "u4" to output "y1":
    -0.0001023 z^-1
-----
1 - 2.809 z^-1 + 2.632 z^-2 - 0.8226 z^-3

From input "u5" to output "y1":
    -0.6056 z^-1 + 0.6608 z^-2
-----
1 - 2.602 z^-1 + 2.415 z^-2 - 0.8104 z^-3

Sample time: 1 seconds
Discrete-time identified transfer function.
    
```

(i.e. Figura [12]. Valores de funções de transferência estimadas pelas iterações. Autores).

Porém individualmente estas funções de transferência não fornecem a estima pretendida do gás analisado, assim, posteriormente estas funções de transferências foram concatenadas em uma representação única no espaço de estados, criando assim um modelo que atende a premissa de modelamento estabelecia quanto ao sistema (linearidade) e possibilitando sua validação de forma prática.

**VALIDAÇÃO DO MODELO** – Para comprovação da eficiência do modelo, foi definido um valor mínimo aceitável de similaridade (maior que 70%) entre o valor real de concentração do gás analisado e o valor estimado pelo modelo.

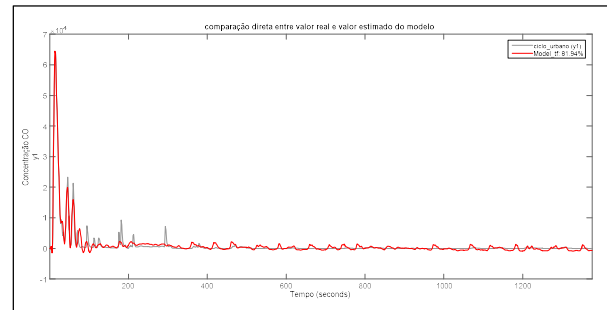
Desta forma, o modelo que representa o sistema analisado (formação do monóxido de carbono), estimado a partir do conjunto disponível de ferramentas de identificação foi submetido a quatro níveis de testes para comprovação da eficiência requerida: Validação direta, validação cruzada, modelamento em blocos utilizando *Simulink®* e validação em tempo real com *software* protótipo.

**A Validação Direta** – Consiste em comparar os valores fornecidos pelo modelo com os dados exatos que foram utilizados para sua estima. Sua principal função é garantir a eficiência das funções de transferência identificadas.

Em geral as validações diretas fornecem bons resultados, uma vez que todo o modelo partiu dos mesmos dados. Se por acaso o valor de similaridade ficar abaixo do

pretendido, novas iterações deverão ser realizadas, considerando parâmetros diferentes, ou até mesmo adição de novas entradas.

No estudo desenvolvido a validação direta realizada com os dados de um ciclo urbano FTP75 obteve um nível de similaridade muito bom – aproximadamente 82%, (Figura [13]).

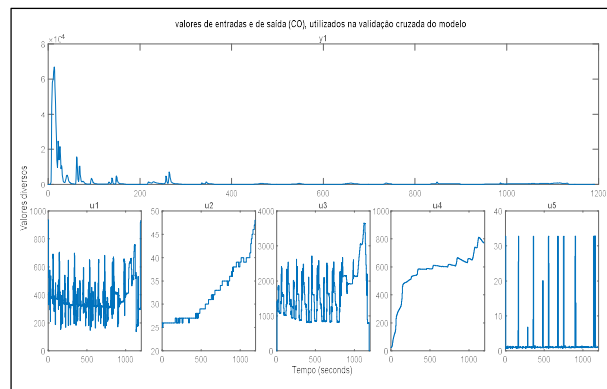


(i.e. Figura [13]. Validação direta do modelo estimado. Autores).

- **A Validação Cruzada** – Serve para comprovar a robustez do modelo frente a estímulos diversos. É realizada com dados diferentes dos utilizados para estima do modelo.

Então o modelo estimado por dados extraídos de um ciclo urbano FTP75, foi simulado utilizando como dados de entrada as informações coletadas por um ciclo europeu (ECE), e sua saída (estima do CO), comparado com as concentrações de monóxido de carbono medidas no mesmo ciclo (ECE).

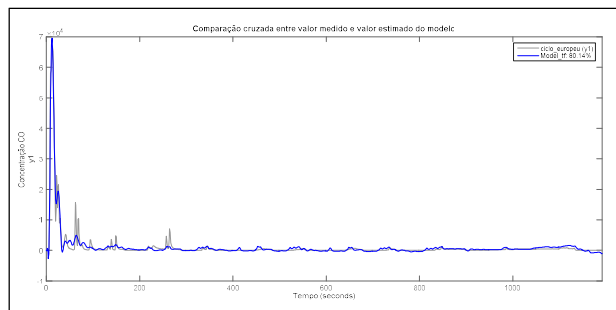
Importante ressaltar que a quantidade de entradas obrigatoriamente precisam ser as mesmas estar exatamente na mesma disposição das do modelo, (Figura [14]).



(i.e. Figura [14]. Valores de entrada e saída Ciclo Euro utilizados na validação cruzada do modelo. Autores).

Embora não reproduza totalmente a dinâmica do sistema, a resposta do modelo apresenta níveis igualmente satisfatórios de similaridade (80%), considerando se tratar de um sistema complexo que envolve diversas variáveis e reações químicas presentes nos diferentes regimes do motor

a combustão interna, além de toda dinâmica do conversor catalítico e de todas as simplificações assumidas, (Figura [15]).



(i.e. Figura [15]. Validação cruzada do modelo estimado. Autores).

**Modelamento em Blocos** – Embora o sistema tenha sido considerado linear em todo seu funcionamento, pode-se perceber que existem regiões onde o modelo não pode gerar dados com uma exatidão satisfatória, comprovando a não linearidade do fenômeno.

Então técnicas de análise avançadas foram aplicadas para estima de modelos com maior eficiência, partindo dos mesmos dados que inicialmente foram utilizados para o modelo único, desta vez utilizada de forma fracionada no tempo, resultando em diversos modelos distintos acionados pela temperatura do sistema, (Figura [16]).

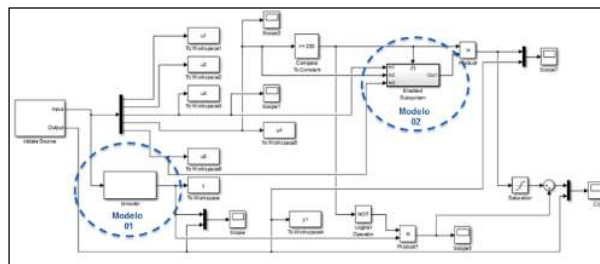
Assim, após as validações de cada modelo individualmente, todos os modelos são montados em uma lógica de blocos no ambiente gráfico *Simulink®*, os modelos identificados são discretizados e importados nos diagramas de blocos. A partir daí, uma lógica difusa (*Fuzzy*), que irá gerenciar as necessidades do modelo, garantindo saídas com maior exatidão.

A validação deste sistema “multimodelos” também é realizada de forma direta e cruzada, e caso necessário novas iterações também podem ser realizadas, fracionando os dados em partes menores, extraindo novas funções de transferência de acordo com a necessidade de exatidão da estima.

Como resultado deste fracionamento, dois modelos diferentes de estima do gás CO (sinal em verde), mas complementares foram identificados, discretizados e enviados para o ambiente de simulação gráfica (*Simulink®*), onde a lógica partindo da temperatura do sistema (sinal em vermelho) alternava as respostas entre cada modelo, (Figura [17]).

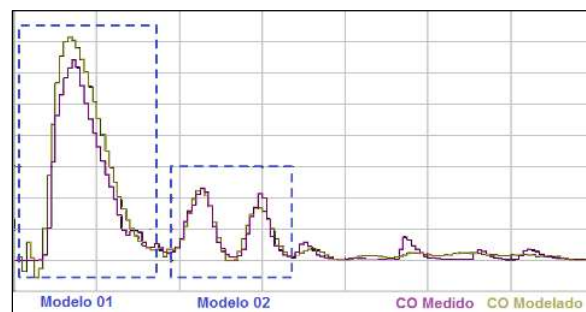


(i.e. Figura [16]. Análise da necessidade sistema multimodelos. Autores).



(i.e. Figura [17]. Modelo em Blocos Lógicos. Autores).

Os valores de entrada utilizados para excitação do modelo em blocos lógicos são os mesmos utilizados nas validações direta e cruzada dos modelos individuais, porém o chaveamento entre cada modelo depende exclusivamente da temperatura do sistema. Os resultados com o sistema multimodelo foram superiores aos anteriores, garantindo a comprovação da eficácia na terceira fase de validação, (Figura [18]).

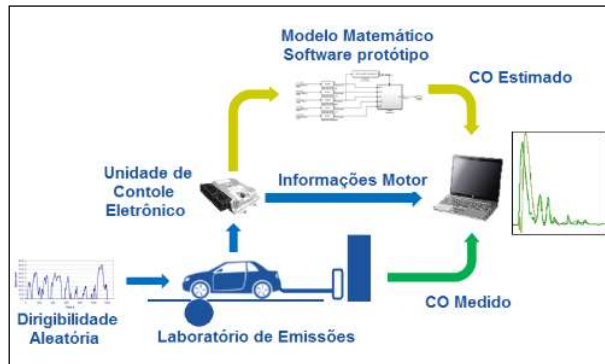


(i.e. Figura [18]. Análise da necessidade sistema multimodelos. Autores).

**Validação em Tempo Real** – Uma vez concluída a validação do modelo em simulador, foi possível então seguir a prototipação e aplicação do mesmo em um sensor virtual. Para isso se fez necessário transformar o modelo representado em espaço de estados, em um bloco compilado para leitura em tempo real com os sinais da unidade de controle eletrônica do motor.

A compilação do modelo para uma versão protótipo foi executada através de uma ferramenta disponível no ambiente *Simulink®* e implementada em uma interface própria de prototipação de *software*.

Optou-se utilizar um padrão de software compatível com os equipamentos utilizados como interface da unidade de comando eletrônica do motor a combustão, uma vez que para o modelo poder estimar os valores pretendidos as entradas utilizadas no modelamento matemático devem ser disponibilizadas para o *software* protótipo, (Figura [19]).

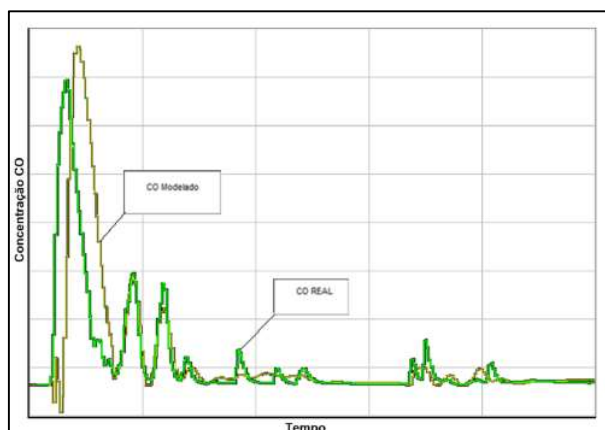


(i.e. Figura [19]. Validação com Software protótipo. Autores).

A validação foi realizada no laboratório de emissões exaustivas, onde durante o teste, os valores medidos puderam ser comparados com os valores estimados pelo modelo desenvolvido.

Para a comprovação da eficiência e robustez, o veículo foi conduzido de forma aleatória, não seguindo nenhum padrão pré-estabelecido. O *software* protótipo (sensor virtual de CO) forneceu o valor da estima do gás diretamente no software de controle do motor juntamente com as demais informações.

Os resultados obtidos foram muito satisfatórios, alcançando similaridade maior que 80% nas regiões modeladas, demonstrando que a identificação do sistema para estima do gás monóxido de carbono possui grande robustez, (Figura [20]).



(i.e. Figura [20]. Resultado comparativo modelo dinâmico em software protótipo Autores).

## CONCLUSÕES

O emprego das técnicas de identificação de sistemas para o desenvolvimento de modelos matemáticos capazes de estimar com considerável exatidão a formação do monóxido de carbono, durante o funcionamento do motor de combustão interna se demonstrou eficiente atingindo valores comparativos superiores a 80%.

Assim, o uso deste modelo matemático nas atividades de calibração é muito amplo e promissor, uma vez que poderá simplificar o trabalho de otimização da combustão dos motores, para enquadrá-los nos limites máximos definidos pelas normas de emissões.

Este estudo também abre caminho para outras pesquisas que precisam ser realizadas:

- Modelamento dos demais gases controlados pela legislação (Dióxido de carbono, hidrocarbonetos e Óxidos de nitrogênio);
- Utilização de outros combustíveis e/ou misturas;
- Outras condições possíveis de dirigibilidade;
- Partidas a frio e partidas a quente;
- Etc.

Com o término da pesquisa, e com todos os gases e condições modelados, se abre o caminho para poder fazer uma primeira calibração das emissões utilizando apenas os valores dos sensores virtuais, sem a necessidade de utilizar os recursos do laboratório de emissões, reduzindo consideravelmente o tempo e o custo.

## REFERÊNCIAS

1. OGATA, K. – **ENGENHARIA DE CONTROLE MODERNO**, ISBN 978-85-760-5810-6, 5ª Edição, Editora Pearson Education do Brasil – 2010;
2. HIGUTI, R. T.; KITANO, C. – **PRINCÍPIOS DE COMUNICAÇÕES, SINAIS E SISTEMAS**, Versão 1.1:2003 – Departamento Engenharia Elétrica – Faculdade Engenharia Ilha Solteira – UNESP, 2003;
3. AGUIRRE, L. A. – **INTRODUÇÃO À IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS**, ISBN 978-85-423-0079-6, 4ª Edição Revisada – Editora UFMG – 2015;
4. COELHO, A. A. R.; COELHO, L. S. – **IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS DINÂMICOS LINEARES**, Universidade Federal de Santa Catarina – Editora UFSC – 2004;

5. GOUVEA, A.L.F. et Al – **REAL-TIME EMISSION CALIBRATION SYSTEM**, SIMEA 2015 – PAP173, Disponível em: <http://pdf.blucher.com.br.s3-sa-east-1.amazonaws.com/engineeringproceedings/simea2015/PAP173.pdf>, Acessado em 01/08/2020.
6. Norma ABNT NBR 6601:2012 - Veículos rodoviários automotores leves — Determinação de hidrocarbonetos, monóxido de carbono, óxidos de nitrogênio, dióxido de carbono e material particulado no gás de escapamento, disponível em: <https://www.normas.com.br/visualizar/abnt-nbr-nm/2995/abnt-nbr6601-veiculos-rodoviaros-automotores-leves-determinacao-de-hidrocarbonetos-monoxido-de-carbono-oxidos-de-nitrogenio-dioxido-de-carbono-e-material-particulado-no-gas-de-escapamento>, Acessado em 01/08/2020.
7. CONSLEG 1970L0220 – Texto consolidado produzido pelo sistema do Serviço das Publicações Oficiais das Comunidades Europeias, 21/01/2002, disponível em: <https://eur-lex.europa.eu/eli/dir/1970/220/2007-01-01>, Acessado em 01/08/2020.
8. ASR - Analyzer System Recorder, Instruction Manual, Program version 5.301 and above, 1999. P.63
9. MDF Import Tool and Function – Mathworks Support, Overview and Functions description – Version 1.7.0.1 by Stuart McGarrity, disponível em <https://mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/9622-mdf-import-tool-and-funcion>, Acessado em 01/08/2020.
10. BRUNETTI, F. – **MOTORES DE COMBUSTÃO INTERNA, VOLUME 2**, ISBN 978-85-212-0709-2, 3ª Edição – Editora Blucher – 2012;
11. MATSUMOTO, E. Y. – **MATLAB 7 – FUNDAMENTOS**, ISBN 85-365-0032-8, 1ª Edição, Editora Érica, 2004;

# Virtual Emission Gas Sensor

**André Luis Furlanetti Gouvêa**

Marelli Sistemas Automotivos Ind. e Com. Ltda.

**Endryl Laureano Moreira Roque**

Marelli Sistemas Automotivos Ind. e Com. Ltda.

**Wellington Santiago da Cruz Pereira**

Marelli Sistemas Automotivos Ind. e Com. Ltda.

## ABSTRACT

Due to constant reductions in the emissions gas limits allowed in motor vehicles, new monitoring and analysis techniques need to be developed and used to ensure applications with a high level of reliability, reduced cost and development time.

This study proposes, through the use of mathematical tools, systems identification theories and data collected during engine operation, the development of a mathematical model to analyze and reproduce in real time the combustion dynamic behavior, predicting the exhaust gases formation with acceptable accuracy.

As the combustion engine has a highly non-linear characteristic and due to the large number of input and output signals (gas concentrations), the methodology of the dynamic model developed is composed of several transfer functions represented in state space.

The output values are obtained through the transitions between the different inputs analyzed in the different transfer functions, managed by a fuzzy logic.

This model was compiled in prototype software, allowing its use as a virtual sensor for the analyzed gas - Carbon monoxide.

Despite the good results, the study is still in the validation phase.

## INTRODUCTION

**BACKGROUND** – The evolution of motor vehicles technologies is closely linked with the development level of the societies in which they operate. However, not only locally, since added to this development, there is also a need to preserve the environment on a global scale, since pollution is not limited to geographical boundaries.

Thus, the laws that regulate the engine operation, especially of maximum volumes gaseous emissions limitations, have become increasingly restrictive, requiring manufacturers to provide fast, efficient and affordable solutions.

Based on these premises, several technological solutions such as fuel injection pressure control, variation in the opening and closing time of intake and exhaust valves, exhaust gas recirculation, among others, are being improved and applied to new projects focused especially in combustion control and gaseous emissions reduction.

Thus, the most part of the time and investment used in the development of a new vehicle is directed to combustion control activities (cold and hot start, drivability, consumption, comfort) and emission tests on chassis dynamometer benches, equipped with analyzers gases to optimize emissions, and the latter taking considerable time and resources from the project budget.

**SCOPE OF THE WORK** – This study proposes the tool development to assist the emission optimization process, following steps below:

1. Use a reference vehicle for the project, with a development electronic control unit (with communication interface with calibration software), to collect the operation engine data (engine speed and temperature, quantity fuel, intake air pressure and temperature, throttle valve position, engine torque demand, ignition angle, etc.), as well as additional instrumentation (oxygen sensors before and after the catalyst, temperature sensors on the exhaust manifold);
2. Conducting emission exhaustive tests on chassis dynamometer benches equipped with gas analyzers, following the standards test cycles, collecting the



results data of the gases generated before and after the catalyst to feed the models;

3. Data treatment due to the positioning of the sampling points and analyzer delays and sample rates differences
4. Treated data insertion in the Matlab® software, to estimate transfer functions. Validation, assembly and compilation of the model identified in prototype software.
5. Conducting emission exhaustive tests to compare the values provided by the model and those provided by the gas analyzers.

## THEORETICAL REVIEW

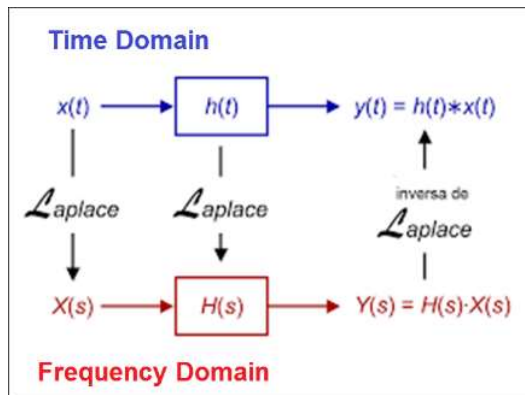
**LAPLACE TRANSFORM** – It is a mathematical tool used especially for algebraic simplification of complex differential equations, changing the system variables, translating them from the 'time domain (t)' to the 'complex frequency domain (S)', having a real part and an imaginary part. Allowing get less complicated calculation solutions. The inverse Laplace transforms application allows the variables of the 'frequency domain' to be returned back to the 'time domain', (Figure [01]), [1].

The Laplace transform of a sign  $x(t)$  is defined as follows (equation (1)):

$$X(s) = \mathcal{L}\{x(t)\} = \int_0^{\infty} x(t)e^{-st}dt. \quad (\text{equation (1)})$$

The inverse Laplace transform is defined as, (considering  $s = \sigma + j\omega$ ) (equation (2)):

$$x(t) = \mathcal{L}^{-1}\{X(s)\} = \frac{1}{2\pi j} \int_{\sigma-j\infty}^{\sigma+j\infty} X(s)e^{st}ds. \quad (\text{equation (2)})$$



(i.e. Figure [01]. Laplace transform and inverse Laplace transform – OGATA 2011).

**Z TRANSFORM** – To use in systems operating in computational environments need to be converted from the continuous plane to the discrete plane (Figure [02]), so if

the impulse response is discrete in time  $h(k)$ , the respective transfer function  $H(z)$  it is by definition the Z transform of  $h(k)$  for zero initial conditions. That is, the Z transform provides an efficient approximation of complex equations (derivatives, integrals, etc.) of continuous signals in sampled representations. The bilateral Z transform of a sequence  $x(k)$  is defined as (equation (3)), [2]:

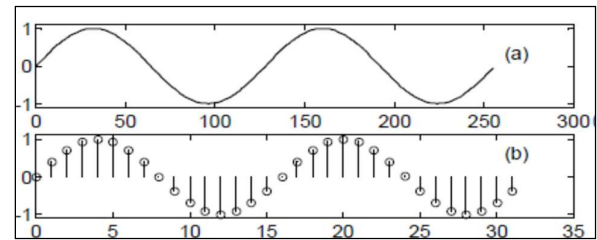
$$X(z) = \mathcal{Z}\{x(k)\} = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x(k)z^{-k}. \quad (\text{equation (3)})$$

Similar to the Laplace transform, a return to the continuous plane is also possible (although of low practical application), thus the inverse Z transform is defined as (equation (4)):

$$x(k) = \mathcal{Z}^{-1}\{X(z)\} = \frac{1}{2\pi j} \oint X(z)z^{k-1}dz. \quad (\text{equation (4)})$$

Once  $\oint$  represents the closed integral, counterclockwise, centered on the origin of the 'Z' plan.

Both  $H(S)$  and  $H(Z)$  are normally represented, respectively, as the quotient of two polynomials in 'S' and 'Z', [3].



(i.e. Figure [02]. Continuous and Sampled Signal, HIUGUTTI e KITANO 2003).

**TRANSFER FUNCTION** - These are relations that represent the dynamic behavior of an 'input-output' pair, that is, they describe how a given input is dynamically reflected in the system output.

The transfer function of a system is, by definition, the Laplace transform of its response to the impulse. For input signals with a sufficiently wide frequency spectrum, an estimate of the transfer function of a system can be obtained by dividing the Laplace transform of the output by the Laplace transform of the input for zero initial conditions. Thus transfer functions are usually represented as the ratio of two polynomials in 'S'.

Using the concept of transfer function, it is possible to represent the dynamics of a system using an algebraic equation in 'S'. If the greatest power of 'S' in the denominator of the transfer function is equal to 'n', the system will be called 'n' order system.

The application of the transfer function is limited to systems of linear differential equations that are invariant over time. The transfer function method is widely used in the analysis and design of these systems. The following are some considerations on the subject:

1. The transfer function of a system is a mathematical model that constitutes an operational method for expressing the differential equation that relates the output variable to the input variable.
2. The transfer function is an inherent property of the system, regardless of the magnitude and nature of the input or excitation function.
3. The transfer function includes the units needed to link input to output; however, it does not provide any information regarding the physical structure of the system.
4. If the transfer function of a system is known, the output or the response can be studied for various ways of input, aiming at understanding the nature of the system.
5. If the transfer function of a system is not known, it can be estimated experimentally with the aid of known entries and the study of the respective responses of the analyzed system. Once identified, the transfer function provides a complete description of the dynamic characteristics of the system, regardless of its physical description.

**MATHEMATICAL MODELS** - These are approximate representations of a real system that allow their simulation, providing with certain accuracy the responses to different stimuli.

It is one of the most important areas of knowledge in control systems, since the system (or part of it) can be mathematically described and simulated, significantly reducing development cost and time.

There are several ways and techniques of estimating models, among which the best known are:

1. Modeling by the nature of the process. Although it is the method with the highest level of accuracy, it requires a deep understanding of the system to be modeled, requiring knowledge of all the mathematical relationships that describe the phenomena involved, which in general transcend several areas of knowledge and demand a relevant work time, which normally makes research unfeasible;
2. Modeling by systems identification, also known as black box modeling, or empirical modeling, widely used due to the lack of prior knowledge of the system. During the development of this technique, simplified considerations of the system are made, always proving the answers, reiterating the considerations until obtaining answers with the desired level of accuracy.

It is important to note that any model, regardless of the technique used, represents the system in an approximate way and has a performance according to the degree of detail considered. The development of models that have many of the characteristics of the system is usually unviable and unnecessary, [3].

Two considerations are strictly important when developing or identifying a model for a given system, linearity and time invariance.

A system is considered linear when its behavior does not change throughout its operating range, during its operation, that is, it always acts in the same way, regardless of the operating point.

It is also correct to say that a linear system respects the principle of superposition, so for a linear system, the response to several inputs can be calculated by treating one input at a time and adding the results. And it is exactly through this principle that it allows the analysis of complex systems and the construction of simplified systems, isolating the linear differential equations.

In the dynamic system experimental research, if cause and effect are proportional, then the superposition principle application is valid, and the system can be considered linear. This consideration generally greatly simplifies the model to be developed, [1], [3].

Temporal invariance is the most important premise in mathematical modeling, as it implies that the behavior of the system to be modeled does not vary with time. Being time-invariant does not mean that the system is static, but that the dynamics that are regulating temporal evolution are the same. In other words, the dynamic systems composed by linear components of concentrated time-invariant parameters can be described by linear time-invariant differential equations, that is, by constant coefficients, [1], [3].

**MODEL TYPES** - Depending on the system to be identified, some characteristics must be observed to ensure the best performance of the model:

Static or Dynamic – Static models are those that relate variables without quantifying their temporal dependence. If the time evolution of a system is desired, dynamic models must be used. Static models are usually described by algebraic equations, while dynamic models are composed of differential equations, which may also contain algebraic equations. Every physical system is normally dynamic.

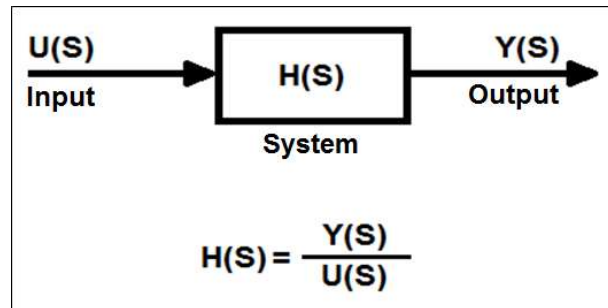
Discrete or continuous – The terms discrete and continuous refer to time. Continuous dynamic models are described by differential equations and represent the evolution of the system continuously over time. In contrast, discrete dynamic models over time represent the evolution of the system in discretized instants and are described by equations of differences.

Monovariabes or multivariables – Monovariate models are models that represent a cause and effect relationship of just a pair of variables, that is, from an input to an output, also known as single input, single output models - SISO. A model with more than one input interfering with the responses of one or more of an output is called multivariable or models of multiple inputs and multiple outputs - MIMO.

Deterministic or stochastic – Deterministic models have non-random variables. Stochastics, on the other hand, work with sources of uncertainty through random variables..

Parametric or non-parametric – parametric models are those that have numbers, coefficients that characterize them, these being the parameters of the model. Non-parametric models are graphical representations, such as impulse response and system frequency response..[3].

**REPRESENTATION OF LINEAR MODELS** - There are several mathematical representations of linear models. When the system has only one input and one output, the most common representation is that by transfer function defined as the transform of the response to the system's impulse  $h(t)$ , for zero initial conditions. If the impulse response is continuous over time, then the transfer function  $H(S)$  is represented by the Laplace transform of the output  $Y(S)$  by the Laplace transform of the input  $U(S)$ , (Figure [03].



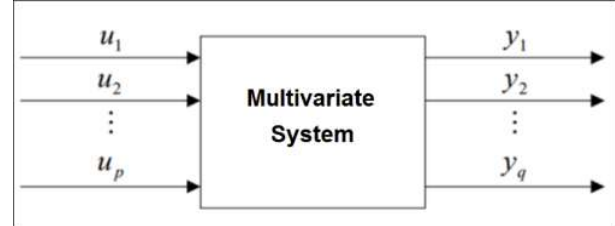
(i.e. Figure [03]. System representation and transfer function. Authors).

This structure has important parameters that temporal response and frequency response govern. They represent the transfer function 'zeros' and 'poles' of. Where the 'zeros' of the transfer function  $H(s)$  are the 'zeros' of the polynomial  $Y(s)$ , that is, conditions where the transfer function is null. Under normal conditions, they amplify the intensity of the initial oscillations of the response. Conversely, the 'poles' of  $H(s)$ , which are the zeros of the  $U(s)$  polynomial, depending on the position where they are found, attenuate the initial oscillations, in addition to characterizing the response speed behavior of the output.

The order of a transfer function is equal to the number of poles it has.

However, when the system has many inputs and / or many outputs, the representation by transfer function can generate complicated diagrams since in these cases of multivariable systems, this type of representation does not provide detailed information (Figure [04]).

Thus, in these cases of multivariable systems, the state space is the most used representation. This type of representation describes the time domain system as a matrix equation (equation (5)), covering all inputs and outputs. A typical state-space model has the following form (equation (6)):



(i.e. Figure [04]. Multivariate system - Authors).

$$\underbrace{\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \vdots \\ \dot{x}_n \end{bmatrix}}_{\dot{\mathbf{x}}} = \underbrace{\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -a_0 & -a_1 & -a_2 & \cdots & -a_{n-1} \end{bmatrix}}_A \underbrace{\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}}_{\mathbf{x}} + \underbrace{\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix}}_B u(t)$$

(equation (5))

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}}(t) &= A\mathbf{x}(t) + B\mathbf{u}(t) \\ \mathbf{y}(t) &= C\mathbf{x}(t) + D\mathbf{u}(t) \end{aligned}$$

(equation (6))

Since  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$  is the n-dimensional state vector and the dot indicates the time derivative;  $\mathbf{u}(t) \in \mathbb{R}^r$  is the vector of inputs formed by  $r$  temporal functions;  $\mathbf{y}(t) \in \mathbb{R}^m$  is the n-dimensional vector of measured outputs and  $A$ ,  $B$ ,  $C$  and  $D$  are constant matrices. This representation will be multivariable if  $r > 1$  and / or  $n > 1$ .

The components that make up this structure are described below:

State – The state of a dynamic system is the smallest set of variables (called state variables), such that the knowledge of these variables at  $t = t_0$ , together with the knowledge of the input for  $t \geq t_0$ , completely determines the system's behavior for any instant  $t > t_0$ .

State variables – The dynamic system state variables are those that constitute the smallest set of variables capable of determining the state of that dynamic system. State variables do not need to be physically measurable or

observable quantities. Variables that do not represent physical quantities and those that are neither measurable nor observable can be chosen as state variables. This freedom to choose state variables is an advantage of state space methods.

State vector – If ‘n’ state variables are needed to fully describe the behavior of a given system, then these ‘n’ state variables can be considered the ‘n’ components of an ‘X’ vector. This vector is called a state vector.

State Space – The n-dimensional space, whose coordinated axes are formed by the axes of  $X_1, X_2, \dots, X_n$ , where  $X_1, X_2, \dots, X_n$  are the state variables, is called the state space. Any state can be represented by a dot in the state space. Since the state space structure relates input and output variables to state variables, it is possible to obtain transfer functions from it.

**SYSTEMS IDENTIFICATION** - The systems identification proposes to obtain a mathematical model that explains, at least in part and in an approximate way, the cause and effect relationship, starting from the input and output signals of any system. There are several important aspects involved in real systems identification problems [4]. It can be said that the main steps in an identification process are:

1. Dynamic testing and data collection. Since identification techniques obtain models from input and output data, such data is necessary. Where, often, the only data available will be “normal operation” data. In other situations, it is possible and preferable to carry out tests in order to extract dynamic information from the system. Important and common problems regarding this step are the choice of the excitation signal, the execution of the test and the choice of the sampling time.
2. Choice of the mathematical representation to be used. As demonstrated previously, transfer functions are widely used as the mathematical representation of linear systems, other representations are used for non-linear and stochastic processes.
3. Model structure determination – In the case of linear models, the choice of its structure is basically restricted to the choice of the number of ‘poles’ and ‘zeros’, as well as the determination of the pure delay of response time ahead to the stimulus.
4. Parameters estimation – There are several algorithms for estimating parameters of mathematical models. Where several of them are estimators derived from the least squares estimator. Such algorithms are robust and usually easy to implement.
5. Model – After obtaining a family of models, it is necessary to verify whether or not they incorporate the characteristics of interest of the original system. In addition, it is interesting to be able to compare the

models with each other and define which one best represents the system. It is a strictly subjective step, and the result of the validation will depend on the desired application for the model.

**SIMULATION OF MODELS** - Once a mathematical model is obtained, it is necessary to verify whether the behavior of such model is equivalent to that of the system and what are the validity limits. To evaluate the performance of a model, it is necessary to simulate it, that is, it is necessary to solve the equations that make up the model. And how the model is simulated depends on the representation.

Continuous Models – Simulation of continuous models usually involves solving differential equations of the type  $\dot{x} = f(x, t)$ . Where, in most cases, obtaining a solution analytically is impossible and then the differential equation is solved, approximately using numerical methods

Discrete Models – The simulation of discrete models usually corresponds to the solution of equations of differences. In this case, the procedure is straightforward and does not require any special algorithms.

## DEVELOPMENT

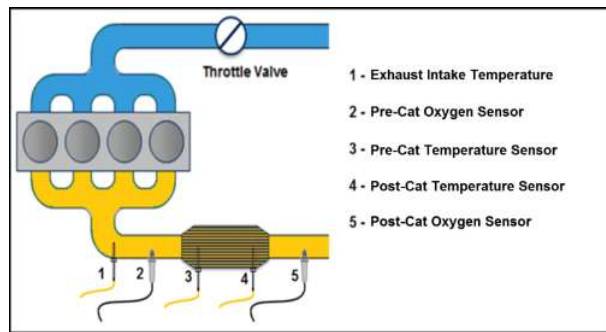
**DATA COLLECT** - The development of the study was performed using the aspirated FIAT Línea 1.8, E-Torq Flex Fuel Engine, fueled with hydrated ethanol (E100) and data collected in the Vehicle Emissions Laboratory provided by the company Marelli Sistemas Automotivos Indústria e Comércio Ltda.

Vehicle Instrumentation - To collect data on engine operation, an electronic control unit equipped with a development interface was used, which allows access to information from the engine control software from where all relevant parameters for combustion were acquired at 250Hz, consequently to the generation of gases, among which:

- Engine speed;
- Engine temperature;
- Volume of intake air;
- Air pressure in the intake manifold;
- Air temperature in the intake manifold;
- Angle of the throttle valve;
- Accelerator pedal pressing angle;
- Ignition angle (spark, spark plug);
- Oxygen sensors (pre and post catalyst);
- Quantity of fuel;
- Torque demand;
- Vehicle speed;
- Estimated catalyst temperature.

Additionally, temperature sensors and oxygen sensors were also used in the exhaust pipe collector and in the catalyst, whose signals acquired through specific devices

connected to the communication interface with the control unit, (Figure [05]).



(i.e. Figure [05]. Additional Instrumentation Diagram - Authors).

The gas analyzer provides the analyzed values of the gas concentrations generated during the tests carried out in the exhaustive emissions laboratory through a device that converts them to analog signals (0 to 10 Volts) in real time [5]. These are also inserted into the instrumentation, (Figure[06]).

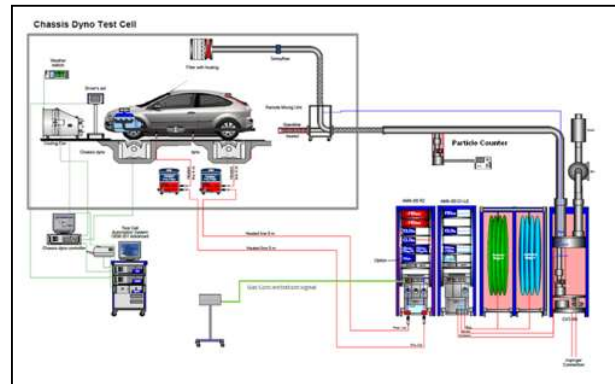


(i.e. Figure [06]. Laboratory Instrumentation Diagram - Authors).

**Dynamometer Tests** - The data for research and estimation of the model were acquired in a vehicle emissions laboratory equipped with a chassis dynamometer, collection bench and analysis of gases sampled in constant gross and diluted volume, in addition to samples collected and analyzed at a rate 10 Hz Modal frequency, (pre and post catalyst), Figure [07].

The tests followed the Brazilian standard ABNT NBR 6601: 2012 [6] and the European standard 1970L0220[7].

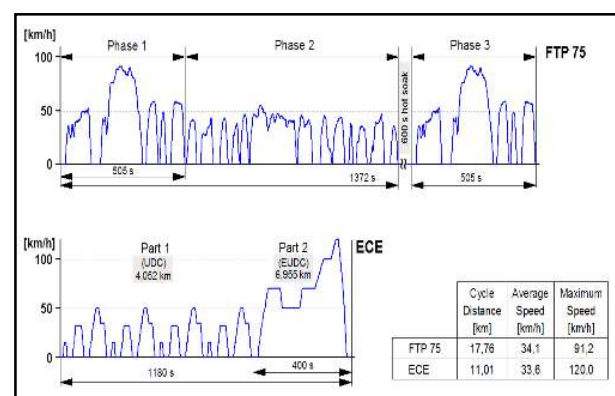
Respecting the obligation to perform a preconditioning cycles, which consists of executing a test similar to that which will be used for learning and adapting the dynamic controls of the vehicle, and keeping the vehicle acclimatized inside the laboratory for the period of the cooling time range (not less than 12 hours and not more than 36 hours) so that the vehicle can be cold at the start of the test.



(i.e. Figure [07]. Diagram Exhaustive Emissions. PAP 173 - SIMEA 2015 [5]).

The FTP75 Cycle consists of three phases, the first of which includes a cold engine start, lasting 505 seconds and a 5.7 km course. The second phase, known as the stabilized phase, has a duration of 866 seconds and 6.2 km of travel. The third phase is identical to the first phase, but has a heated engine start. Between the second and third phases, a period of 600 seconds with the engine off, known as 'soak', but with no gas samples at this time.

Tests were also carried out following a European standard known as the ECE cycle, composed of two interconnected phases, the first having 780 seconds with four series of three levels of different maximum speeds, and the last phase with 400 seconds, but with a pattern stabilized in high speed. Gear shifts followed the pattern established by the test itself, that is, for first gear, engage with zero speed, second gear at 15 km/h, third gear at 35 km/h, fourth gear at 50 km/h, and the fifth gear at 70 km/h (Figure [08]).



(i.e. Figure [08]. Homologation cycles FTP75 and European ABNT NBR 6601: 2012, [6] and 1970L0220, [7]).

**Data Treatments** - Although the acquisition system received all the data simultaneously, in order to be used, it was necessary an initial treatment to adjust the frequencies



of the information, so that all were under the same sampling rate and the synchronization of gas concentrations, to then be able to insert them in the Matlab® software to start the analysis and estimation of the models.

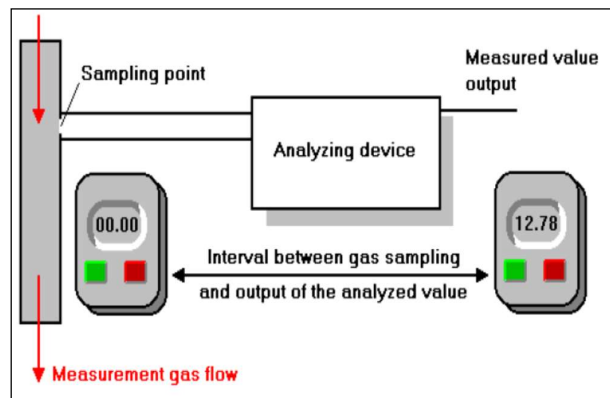
The information made available by the electronic engine control unit, and collected through the development interface could be recorded at different sampling rates, but for a better analysis, the data was acquired at the highest available rate (250Hz), in the same way the data collected additional instrumentation (20Hz), as well as data from the gas analyzers of the emission laboratory (10Hz).

For the adjustment of the alignment of the frequency rates of the collected parameters and signals, the analysis software of the acquired data itself has resources that allow changing the time base without significant losses in the quality of the information. In this way, all data collected were aligned at a common rate of 10Hz, that is, on a 100ms time basis per sample.

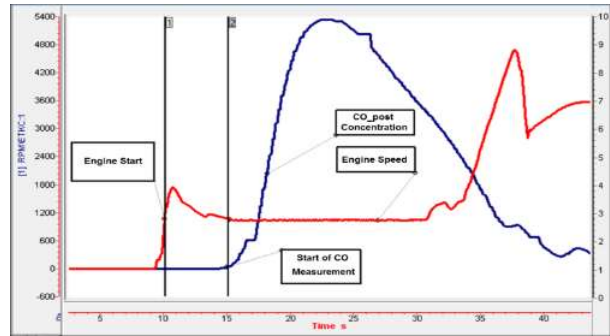
The results of gaseous emissions required prior treatment, as they were collected through a proprietary resource, which allows access to the values of gas concentrations in real time [5] and although all have synchronism with each other, they accumulate a delay inherent to the collection of the gas, gas sample and the analyzer response, (Figure [09]).

This delay occurs due to the mechanical positioning of the collection points and the distances between them to the analysis bench, approximately 10 meters of ducts. And also due to the particular chemical characteristics of each gas and their respective reactions within the equipment that identifies their concentrations, [8].

In this way, each file was manually checked, using as a correction criterion the point where the internal combustion engine starts thermal work, and thus the starting point of the gas analyzer signals can be 'pulled' to the position corresponding to its formation, remaining correct until the end of the file (Figure [10]).



(i.e. Figure [09]. Diagram explaining analyzer delay - ASR Manual [8]).



(i.e. Figure [10]. Delay between engine start and gas analysis - Authors).

**MATHEMATICAL MODELING** - Due to the volume of information and the level of complexity, the work to define the model for estimating gases is carried out with the aid of a mathematical platform (Matlab®) and tools developed specifically for these analyzes.

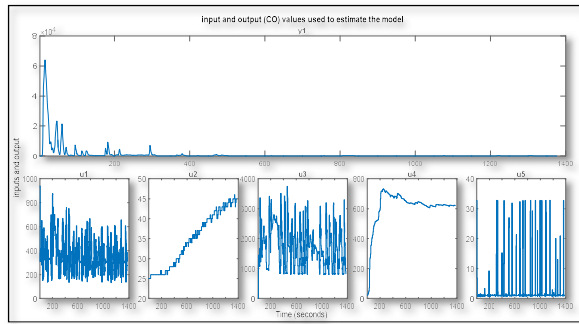
**Model Development** - The files handled in the acquisitions have a standard and proprietary encryption, so for the estimation work of the models, it is necessary to import the data, executed from a standard tool of the platform itself - MDF Import Tool and Function [ 9]. The result of this operation is a set of all parameters acquired in the vector format on the basis of a previously defined time and their respective variations.

For the development and validation of the technique, it was chosen to estimate the concentration of carbon monoxide gas (CO), an odorless gas, extremely toxic and dangerous due to the ability of immediate and irreversible reaction with blood hemoglobin (component responsible for conducting the breathed oxygen). This gas is formed by the incomplete combustion of hydrocarbons, especially in environments with low oxygen, a predominant characteristic in internal combustion engines otto cycle, [10].

To simplify the study, initially, the behavior of the formation of carbon monoxide (CO) was considered as a linear system, so that the iterations for deduction of the transfer functions (relationship between the input signals and the concentration of carbon monoxide) could be unified.

The analyzed input signals were chosen according to the relation and representativeness in the output signal dynamics (carbon monoxide). In this way, five inputs were selected and packed together with the output in a multivectorial format, in the time domain, (Figure [11]).

The estimation of the model's parameters was performed using system identification tools that generated several iterations using the created multivectorial variable, as well as information on 'poles' (function order), 'zeros' and the sampling rate. This procedure creates a transfer function for each input that relates it to the output value, (Figure [12]).



(i.e. Figure [11]. FTP75 input and output values used to estimate the model. Authors).

The parameters adopted in the model estimate ('zeros' and 'poles') were defined from the analysis of each input signal, in their dynamic behaviors, seeking to find a good compromise in the input-output relationship.

```

From input "u1" to output "y1":
0.1456 z^-1
-----
1 - 1.818 z^-1 + 1.164 z^-2 - 0.1749 z^-3

From input "u2" to output "y1":
-2.597 z^-1
-----
1 - 2.203 z^-1 + 1.66 z^-2 - 0.3771 z^-3

From input "u3" to output "y1":
0.1757 z^-1 + 0.01408 z^-2 - 0.1421 z^-3
-----
1 - 1.666 z^-1 + 0.836 z^-2 - 0.09633 z^-3

From input "u4" to output "y1":
-0.0001023 z^-1
-----
1 - 2.809 z^-1 + 2.632 z^-2 - 0.8226 z^-3

From input "u5" to output "y1":
-0.6056 z^-1 + 0.6608 z^-2
-----
1 - 2.602 z^-1 + 2.415 z^-2 - 0.8104 z^-3

Sample time: 1 seconds
Discrete-time identified transfer function.
    
```

(i.e. Figure [12]. Transfer function values estimated by iterations. Authors).

However, individually these transfer functions do not provide the intended estimate of the analyzed gas, thus, later these transfer functions were concatenated into a single representation in the state space, thus creating a model that meets the modeling premise established for the system (linearity) and enabling its validation in a practical way.

**MODEL VALIDATION** - To prove the efficiency of the model, a minimum acceptable value of similarity (greater than 70%) was defined between the real

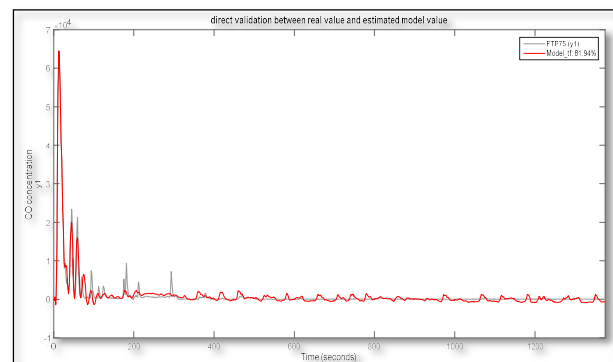
concentration value of the gas analyzed and the value estimated by the model.

In this way, the model that represents the analyzed system (carbon monoxide formation), estimated from the available set of identification tools, was subjected to four levels of tests to prove the required efficiency: Direct validation, cross validation, block modeling using Simulink® and real-time validation with prototype software.

**Direct Validation** - It consists of comparing the values provided by the model with the exact data that were used for its estimation. Its main function is to ensure the efficiency of the identified transfer functions.

In general, direct validations provide good results, since the whole model started from the same data. If by chance the similarity value falls below the target, new iterations should be performed, considering different parameters, or even adding new inputs.

In the study developed, the direct validation performed with the data of an urban cycle FTP75 obtained a very good similarity level - approximately 82%, (Figure [13]).

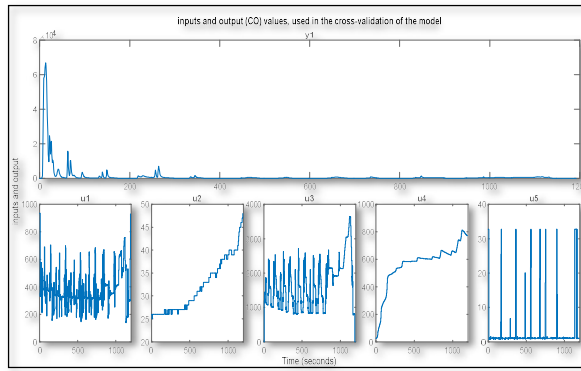


(i.e. Figure [13]. Direct validation of the estimated model. Authors).

**Cross Validation** - It serves to prove the robustness of the model in the face of different stimuli. It is performed with data different from those used to estimate the model.

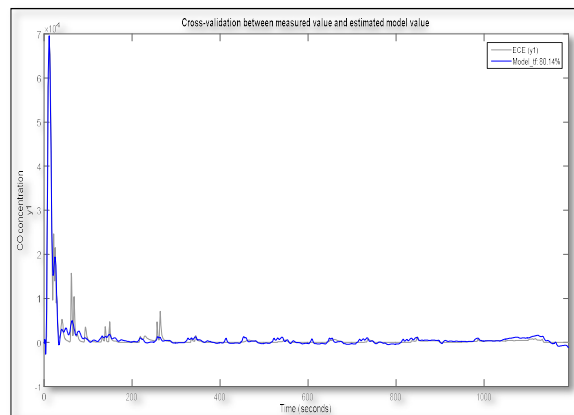
Then the model estimated by data extracted from an urban cycle FTP75, was simulated using as input data the information collected by a European cycle (ECE), and its output (CO estimate), compared with the carbon monoxide concentrations measured in same cycle (ECE).

It is important to note that the number of entries must be the same, exactly in the same layout as those of the model, (Figure [14]).



(i.e. Figure [14]. Euro Cycle input and output values used in the cross-validation of the model. Authors).

Although it does not fully reproduce the dynamics of the system, the model's response shows satisfactory levels of similarity (80%), considering that it is a complex system that involves several variables and chemical reactions present in the different regimes of the internal combustion engine, in addition to all dynamics of the catalytic converter and all the simplifications assumed, (Figure [15]).



(i.e. Figure [15]. Cross-validation of the estimated model. Authors).

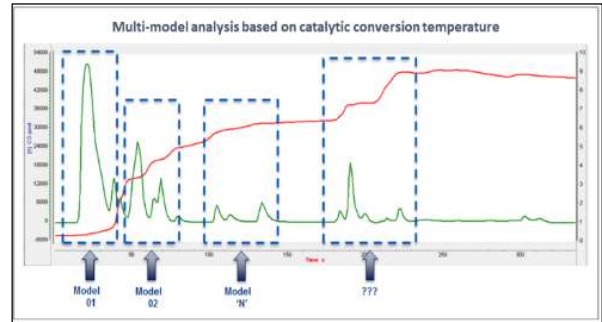
**Block Modeling** - Although the system was considered linear in all its functioning, it can be seen that there are regions where the model cannot generate data with satisfactory accuracy, proving the non-linearity of the phenomenon.

Then advanced analysis techniques were applied to estimate models with greater efficiency, starting from the same data that was initially used for the single model, this time used in a fractionated way over time, resulting in several different models driven by the system temperature, (Figure [16]).

Thus, after the validations of each model individually, all models are assembled in a block logic in the Simulink® graphical environment, the identified models are discretized and imported in the block diagrams.

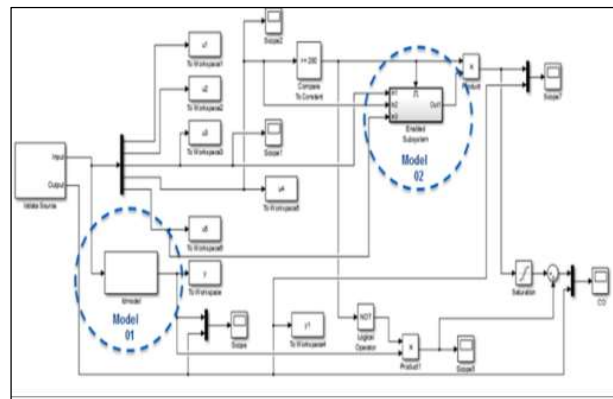
From there, a fuzzy logic (Fuzzy), which will manage the needs of the model, ensuring outputs with greater accuracy.

The validation of this “multi-model” system is also carried out directly and crosswise, and if necessary, new iterations can also be carried out, splitting the data into smaller parts, extracting new transfer functions according to the need for estimation accuracy.



(i.e. Figure [16]. Analysis of the need for a multi-model system. Authors).

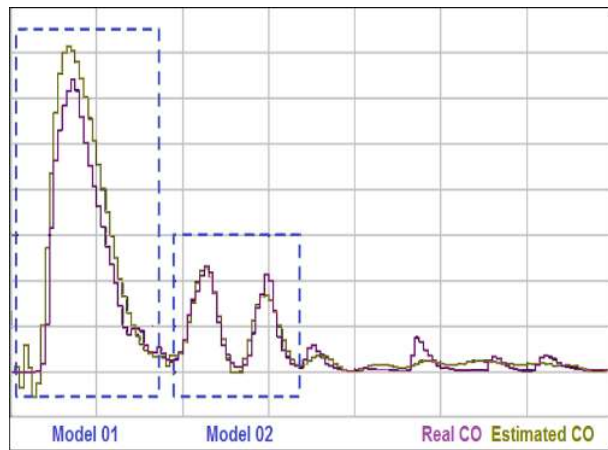
Because of this fractionation, two different models of estimation of CO gas (green sign), but complementary were identified, discretized and sent to the graphical simulation environment (Simulink®), where the logic starting from the system temperature (sign in red) alternated responses between each model (Figure [17]).



(i.e. Figure [17]. Logical Block Model. Authors).

The input values used for the model excitation in logic blocks are the same used in the direct and cross validations of the individual models, however the switching between each model depends exclusively on the system temperature. The results with the multimodel system were superior to the previous ones, guaranteeing proof of effectiveness in the third phase of validation, (Figure [18]).

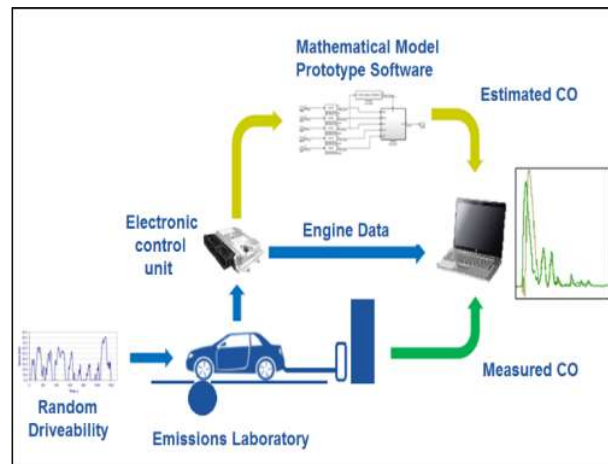
**Real Time Validation** - Once the validation of the model in the simulator was completed, it was then possible to follow the prototyping and application of the model in a virtual sensor. For this it was necessary to transform the model represented in state space, in a block compiled for reading in real time with the signals from the electronic control unit of the engine.



(i.e. Figure [18]. Analysis of the need for a multi-model system. Authors).

The prototype model compilation was performed using a tool available in the Simulink® environment and implemented in its own software prototyping interface.

It was decided to use a software standard compatible with the equipment used as an interface for the electronic control unit of the combustion engine, since for the model to be able to estimate the desired values, the inputs used in the mathematical modeling must be made available for the prototype software, (Figure [19]).

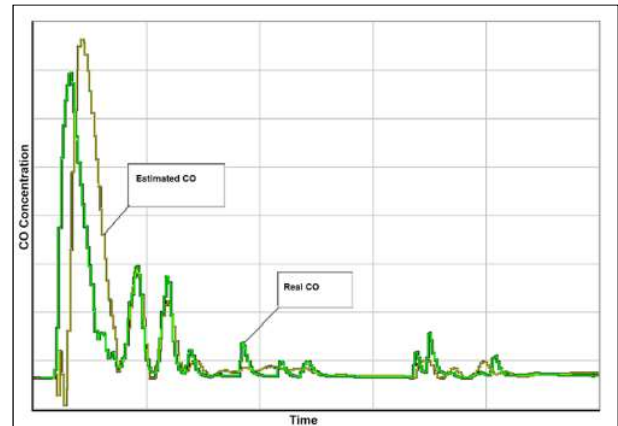


(i.e. Figura [19]. Validation with prototype software. Authors).

The validation was performed in the exhaustive emissions laboratory, where during the test, the measured values could be compared with the values estimated by the model developed.

To prove the efficiency and robustness, the vehicle was driven at random, not following any pre-established standard. The prototype software (virtual CO sensor) provided the gas estimate value directly in the engine control software together with the other information.

The results obtained were very satisfactory, reaching similarity greater than 80% in the modeled regions, demonstrating that the identification of the system for estimating carbon monoxide gas has great robustness, (Figure [20]).



(i.e. Figure [20]. Comparative result of dynamic model in prototype software, Authors).

## CONCLUSIONS

The system identification techniques use for the development of mathematical models capable of estimating the formation of carbon monoxide with considerable accuracy, during the operation of the internal combustion engine, proved to be efficient, reaching comparative values above 80%

Thus, the use of this mathematical model in the calibration activities is very broad and promising, since it can simplify the work of optimizing the engine combustion, to fit them in the maximum limits defined by the emission standards.

This study also opens the way for other research that needs to be carried out:

- Modeling of other gases controlled by legislation (Carbon dioxide, hydrocarbons and nitrogen oxides);
- Use of other fuels and / or mixtures;
- Other possible driving conditions;
- Cold starts and hot starts;
- Etc.

With the end of the research, and with all the gases and conditions modeled, the way is opened to be able to make a first calibration of emissions using only the values of the virtual sensors, without the need to use the resources of the emissions laboratory, considerably reducing the time and cost.

## REFERENCES

1. OGATA, K. – **ENGENHARIA DE CONTROLE MODERNO**, ISBN 978-85-760-5810-6, 5ª Edição, Editora Pearson Education do Brasil – 2010;
2. HIGUTI, R. T.; KITANO, C. – **PRINCÍPIOS DE COMUNICAÇÕES, SINAIS E SISTEMAS**, Versão 1.1:2003 – Departamento Engenharia Elétrica – Faculdade Engenharia Ilha Solteira – UNESP, 2003;
3. AGUIRRE, L. A. – **INTRODUÇÃO À IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS**, ISBN 978-85-423-0079-6, 4ª Edição Revisada – Editora UFMG – 2015;
4. COELHO, A. A. R.; COELHO, L. S. – **IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS DINÂMICOS LINEARES**, Universidade Federal de Santa Catarina – Editora UFSC – 2004;
5. GOUVEA, A.L.F. et Al – **REAL-TIME EMISSION CALIBRATION SYSTEM**, SIMEA 2015 – PAP173, Disponível em: <http://pdf.blucher.com.br.s3-sa-east-1.amazonaws.com/engineeringproceedings/simea2015/PAP173.pdf>, Acessado em 01/08/2020.
6. Norma ABNT NBR 6601:2012 - Veículos rodoviários automotores leves — Determinação de hidrocarbonetos, monóxido de carbono, óxidos de nitrogênio, dióxido de carbono e material particulado no gás de escapamento, disponível em: <https://www.normas.com.br/visualizar/abnt-nbr-nm/2995/abnt-nbr6601-veiculos-rodoviaros-automotores-leves-determinacao-de-hidrocarbonetos-monoxido-de-carbono-oxidos-de-nitrogenio-dioxido-de-carbono-e-material-particulado-no-gas-de-escapamento>, Acessado em 01/08/2020.
7. CONSLEG 1970L0220 – Texto consolidado produzido pelo sistema do Serviço das Publicações Oficiais das Comunidades Europeias, 21/01/2002, disponível em: <https://eur-lex.europa.eu/eli/dir/1970/220/2007-01-01>, Acessado em 01/08/2020.
8. ASR - Analyzer System Recorder, Instruction Manual, Program version 5.301 and above, 1999. P.63
9. MDF Import Tool and Function – Mathworks Support, Overview and Functions description – Version 1.7.0.1 by Stuart McGarrity, disponível em <https://mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/9622-mdf-import-tool-and-funcion>, Acessado em 01/08/2020.
10. BRUNETTI, F. – **MOTORES DE COMBUSTÃO INTERNA, VOLUME 2**, ISBN 978-85-212-0709-2, 3ª Edição – Editora Blucher – 2012;
11. MATSUMOTO, E. Y. – **MATLAB 7 – FUNDAMENTOS**, ISBN 85-365-0032-8, 1ª Edição, Editora Érica, 2004;