

پروژه ۲: پیاده سازی مدل یادگیری ماشین "پیشبینی مصرف انرژی" با نرم افزار x-cube-ai

گام اول: نحوه ی عملکرد مدل و چگونگی پیش بینی داده ها

۱. خواندن مدل و پردازش اولیه آن

Return first 5 rows.

	Start time UTC	End time UTC	Start time UTC+03:00	End time UTC+03:00	Electricity consumption in Finland
0	2015-12-31 21:00:00	2015-12-31 22:00:00	2016-01-01 00:00:00	2016-01-01 01:00:00	10800.0
1	2015-12-31 22:00:00	2015-12-31 23:00:00	2016-01-01 01:00:00	2016-01-01 02:00:00	10431.0
2	2015-12-31 23:00:00	2016-01-01 00:00:00	2016-01-01 02:00:00	2016-01-01 03:00:00	10005.0
3	2016-01-01 00:00:00	2016-01-01 01:00:00	2016-01-01 03:00:00	2016-01-01 04:00:00	9722.0
4	2016-01-01 01:00:00	2016-01-01 02:00:00	2016-01-01 04:00:00	2016-01-01 05:00:00	9599.0

تصویر ۱- نمایش ۵ سطر اول مدل

```
<class pandas.core.frame.DataFrame >
RangeIndex: 52966 entries, 0 to 52965
Data columns (total 5 columns):
#   Column                                Non-Null Count  Dtype
---  -
0   Start time UTC                       52966 non-null object
1   End time UTC                         52966 non-null object
2   Start time UTC+03:00                 52966 non-null object
3   End time UTC+03:00                   52966 non-null object
4   Electricity consumption in Finland    52966 non-null float64
dtypes: float64(1), object(4)
memory usage: 2.0+ MB
```

	count	Electricity consumption in Finland
mean	52966.000000	9488.750519
std		1576.241673
min		5341.000000
25%		8322.000000
50%		9277.000000
75%		10602.000000
max		15105.000000

تصویر ۲- بررسی آماری داده های ستون مصرف

در ادامه سه ستون اول حذف شده و ستون زمان به ستون های ماه، سال، تاریخ، زمان، هفته و روز تقسیم می شود.

Consumption	Month	Year	Date	Time	Week	Day
DateTime						
2016-01-01 01:00:00	10800.0	1	2016	2016-01-01	01:00:00	53 Friday
2016-01-01 02:00:00	10431.0	1	2016	2016-01-01	02:00:00	53 Friday
2016-01-01 03:00:00	10005.0	1	2016	2016-01-01	03:00:00	53 Friday
2016-01-01 04:00:00	9722.0	1	2016	2016-01-01	04:00:00	53 Friday
2016-01-01 05:00:00	9599.0	1	2016	2016-01-01	05:00:00	53 Friday

چون می خواهیم بر اساس هفته بررسی کنیم، هفته های ناقص را حذف می کنیم. (2016-1-4 تا 2021-12-26)

سپس برای تحلیل اولیه این نمودار ها را ترسیم می کنیم :

- نمودار خطی از مصرف برق در فنلاند بین سال های ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۱
- نمودار سری زمانی مصرف انرژی را با استفاده از مقادیر ستون Consumption از دیتاست
- ۶ نمودار مجزا از مصرف انرژی برای هر یک از سال های ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۱ را در یک صفحه
- توزیع انرژی مصرفی را در مجموعه داده با استفاده از هیستوگرام و نمودار چگالی
- یک نمودار جعبه ای از مصرف انرژی بر اساس ماه های سال برای نمایش توزیع مصرف انرژی در هر ماه

در نهایت فرکانس نمونه برداری از ساعت به روز کاهش می دهیم

	Consumption	Month	Year	Week
DateTime				
2016-01-04	12300.625000	1	2016	1
2016-01-05	12945.375000	1	2016	1
2016-01-06	13192.750000	1	2016	1

۲. دسته بندی داده ها

یک سری زمانی (Series) از ستون "Consumption" در y می سازیم و داده های آن را با نرمالیزه کردن بین صفر و یک مقیاس می کنیم. سپس آنها را به سه دسته تقسیم می کنیم:

تعریف	تعداد	توضیحات	
$y[0:training_size-val_size,:]$	$0.8 * total$	داده های آموزش	train_data
$y[training_size:len(y),:1]$	$0.2 * total$ (437, 1)	داده های تست	test_data
$y[len(y)-test_size-val_size:len(y)-test_size,:1]$	$0.8 * training_size$	داده های اعتبار سنجی	val_data

۳. تعریف تابع سازنده ورودی مدل

این تابع یک کرنل کانولوشن یک بعدی به ابعاد 1×101 تعریف می کند که تمامی نمونه های داده های دیتاست اصلی را در بر می گیرد. ۱۰۰ ورودی اول به شکل یک لیست به $dataX$ اضافه می شود و ورودی ۱۰۱ به عنوان مقدار هدف به لیست $dataY$ اضافه می شود. در نهایت این تابع را روی $train_data$ ، $test_data$ و val_data پیاده می کنیم.

```
X_train shape: (1297, 100)   y_train shape: (1297,)
X_test shape:  (336, 100)   ytest shape:  (336,)
X_val shape:   (248, 100)   yval shape:  (248,)
```

داده ای ورودی برای آموزش مدل های یادگیری ماشین به فرمت سه بعدی تبدیل می شوند.
 X_train shape: (1297, 100, 1)
 X_test shape: (336, 100, 1)
 X_val shape: (248, 100, 1)

۴. تعریف مدل و پیاده سازی آن: این مدل میزان مصرف را بر اساس ۱۰۰ داده ورودی قبلی تخمین می زند.

ورودی مدل

ورودی مدل یک tuple با شکل (batch_size, 100, 1) است. به این معنی که:

- batch_size: تعداد نمونه های داده در هر دسته است.
- ۱۰۰: طول هر دنباله ورودی است.
- ۱: تعداد کانال ها، که در این مورد نشان می دهد داده ها یک بعدی هستند.

خروجی مدل

خروجی مدل یک tuple با شکل (batch_size, 1) است. به این معنی که برای هر نمونه ورودی، مدل یک مقدار اسکالر را به عنوان خروجی پیش بینی می کند.

کامپایل مدل

از الگوریتم adam برای بهینه سازی وزن های مدل استفاده کند.

برای ارزیابی عملکرد مدل، از میانگین مربعات خطا بین خروجی پیش بینی شده و مقدار واقعی استفاده کند.

توضیح لایه ها

Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv1d (Conv1D)	(None, 98, 32)	128
max_pooling1d (MaxPooling1D)	(None, 49, 32)	0
flatten (Flatten)	(None, 1568)	0
dense (Dense)	(None, 64)	100,416
dense_1 (Dense)	(None, 1)	65

Total params: 100,609 (393.00 KB)

Trainable params: 100,609 (393.00 KB)

Non-trainable params: 0 (0.00 B)

تصویر ۴ - خلاصه مدل

۱. لایه کانولوشن یک بعدی (Conv1D): استخراج الگوهای محلی

این لایه برای استخراج ویژگی‌ها از داده‌های یک بعدی استفاده می‌شود. در پردازش سیگنال، داده‌های زمانی یا مکانی اغلب به صورت دنباله‌های یک بعدی نمایش داده می‌شوند. این لایه با اعمال فیلترهای یادگیری شده بر روی ورودی، ویژگی‌های مهم را شناسایی می‌کند.

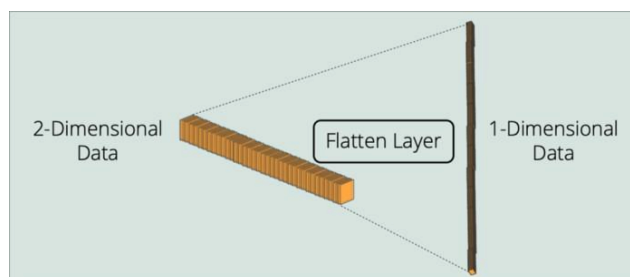
پارامترها	توضیحات
32	تعداد فیلترها (یا کانال‌ها) در این لایه است. هر فیلتر یک ویژگی خاص را در داده‌ها شناسایی می‌کند.
kernel_size=3	اندازه هسته فیلتر است که تعیین می‌کند چند داده متوالی در هر مرحله مورد بررسی قرار می‌گیرد.
activation='relu'	تابع فعال‌سازی ReLU است که برای معرفی غیرخطی بودن در مدل استفاده می‌شود.
input_shape=(100, 1)	شکل ورودی به این لایه است. به این معنی که ورودی یک دنباله با طول ۱۰۰ و یک کانال است.

۲. لایه MaxPooling1D

لایه MaxPooling1D در شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNN) برای کاهش اندازه ویژگی‌های خروجی استفاده می‌شود. این لایه ابعاد خروجی را کاهش می‌دهد و مقادیر بیشتر را در هر پنجره مشخص نگه می‌دارد.

۳. لایه Flatten

این لایه خروجی لایه کانولوشن را به یک بردار یک بعدی تبدیل می‌کند. این کار برای آماده‌سازی داده‌ها جهت ورود به لایه‌های متراکم بعدی ضروری است. (در این مدل $49 \times 32 = 1568$)



IV. لایه Dense

یک لایه کاملاً متصل است که داده‌های مسطح را پردازش کرده و ۶۴ ویژگی را به عنوان خروجی ارائه می‌دهد. این لایه برای یادگیری روابط پیچیده‌تر بین ویژگی‌ها استفاده می‌شود. پارامترها: (تعداد نورون ها = ۶۴ , تابع فعال سازی = ReLU)

V. لایه Dense_1

این لایه آخرین لایه مدل است و مقدار نهایی پیش‌بینی شده را تولید می‌کند. پارامترها: (تعداد نورون ها = ۱ , تابع فعال سازی = linear) این تابع فعال سازی برای پیش‌بینی مقادیر پیوسته مناسب است.

در نهایت مدل را با داده های آموزش و اعتبار سنجی، آموزش می دهیم.

۵. ارزیابی مدل

داده های تست را به مدل می دهیم و نتیجه آن را با معیار های ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین قدر مطلق خطا (MAE)، میانگین درصد قدر مطلق خطا (MAPE) با مقدار واقعی آن مقایسه می کنیم. سپس برای هر سه دسته آموزش، تست و ارزیابی با مدل پیش بینی انجام داده و با این سه معیار درستی مدل را ارزیابی می کنیم. در نهایت نمودار آنها را رسم می کنیم.

مفهوم Tiny-ML

پردازش لبه به معنی انجام برخی از پردازش ها روی دستگاه کاربر (به جای سرور) است. در نتیجه پهنای باند افزایش می یابد و ترافیک شبکه، مسافت طی شده و تاخیر کاهش می یابد. Tiny-ML یا یادگیری ماشین کوچک، زیر مجموعه ای از پردازش لبه است که به معنای اجرای مدل های یادگیری ماشین روی دستگاه های کم مصرف و کوچک مانند میکروکنترلرها است.

ویژگی های اصلی

۱. مصرف انرژی پایینی دارد و برای دستگاه هایی طراحی شده است که در آنها میزان انرژی مصرفی اهمیت زیادی دارد.
۲. مدل های یادگیری ماشین در TinyML به شدت فشرده و بهینه سازی شده اند تا بتوانند روی سخت افزارهای کوچک اجرا شوند.
۳. داده ها در همان دستگاه کاربر پردازش می شوند و نیازی به ارسال اطلاعات به سرور یا فضای ابری نیست. این ویژگی باعث افزایش امنیت و کاهش تأخیر می شود.

مزایا:

- صرفه جویی در انرژی و هزینه: به دلیل پردازش محلی، نیازی به ارسال داده ها به سرور نیست، که مصرف انرژی و هزینه انتقال داده ها را کاهش می دهد.
- کاهش تأخیر: پردازش محلی سرعت پاسخ دهی را افزایش می دهد.
- افزایش امنیت و حریم خصوصی: داده ها در همان دستگاه پردازش می شوند. بنابراین نیازی به انتقال اطلاعات حساس نیست.

دلایل تبدیل مدل Keras به TF-Lite

مدل Keras برای ساخت مدل های یادگیری عمیق طراحی شده اند. این مدل ها بزرگ هستند و تمام پارامترها و تنظیمات مورد نیاز برای آموزش مدل را دارند. علاوه بر این، نوع داده ۳۲ بیتی (float32) را پشتیبانی می کنند. بنابراین حافظه و انرژی زیادی را مصرف می کنند. از طرف دیگر مدل TF-Lite برای اجرا روی دستگاه های کوچک (مثل میکروکنترلر ها) طراحی شده اند. این مدل ها از الگوریتم های بهینه سازی خاصی استفاده می کنند تا با فشرده کردن مدل، حجم حافظه و انرژی کمتری مصرف کنند. همچنین این مدلها از نوع داده ۱۶ بیتی (float16) یا ۸ بیتی (int8) پشتیبانی می کنند. در نتیجه این اقدامات مدل F-Lite مصرف انرژی و فضای ذخیره سازی کمتر و سرعت اجرای بیشتری نسبت به مدل Keras دارد و برای پیاده سازی مدل بر میکروکنترلر مناسب تر است.

تغییرات مهم در ویژگی های مدل:

- کاهش دقت عددی (Quantization):
عددهای ۳۲ بیتی (float32) به ۸ بیتی (int8) یا عددهای ۱۶ بیتی کاهش می یابند. این کاهش دقت ممکن است تأثیر کمی روی خروجی مدل داشته باشد، اما باعث کاهش قابل توجه حجم مدل و افزایش سرعت می شود.
- حذف عملیات غیرضروری:
برخی عملیات ها یا لایه های پیچیده (مانند لایه های سفارشی) که قابل ترجمه به TF-Lite نیستند، ساده سازی یا حذف می شوند.
- بهینه سازی لایه ها:
برخی لایه ها مثل Dense یا Conv2D ممکن است فشرده تر یا با الگوریتم های جدید جایگزین شوند تا برای اجرا روی سخت افزار محدود بهینه شوند.
- کاهش سایز مدل:
به کمک روش هایی مثل weight pruning (حذف وزن های غیرضروری) یا shared weights (استفاده مجدد از وزن ها) حجم مدل کاهش می یابد.

گام دوم: بارگذاری مدل روی STM32CubeMX

۱. Analysis

این گزینه یک ارزیابی از مدل انجام می دهد تا اطمینان دهد که مدل به درستی برای میکروکنترلر هدف اجرا می شود. این گزارش اطلاعات زیر را نمایش می دهد:

- خلاصه ای از ویژگی های مدل (مثل حجم مدل، وزن های آن، ویژگی های ورودی و خروجی و ...)
- بررسی ساختار مدل:
تحلیل لایه های مدل، تعداد پارامترهای آموزشی و وزن ها
- بررسی اینکه آیا دستگاه هدف لایه های استفاده شده در این مدل را پشتیبانی می کند؟
- حافظه ای که مدل اشغال می کند.
- آیا مدل به صورت صحیح بارگذاری شده است یا خیر؟

Please wait...

Analyzing Network

100%

Analyzing model

```
C:/Users/ASUS/STM32Cube/Repository/Packs/STMicroelectronics/X-CUBE-AI/9.1.0/Utilities/windows/stedgeai.exe analyze --target stm32f4 --name network_1 -m C:/my_project/model.tflite --compression none --verbosity 1 --allocate-inputs --allocate-outputs --workspace C:/Users/ASUS/AppData/Local/Temp/mxAI_workspace10484753103329004519129592473366522 --output C:/Users/ASUS/.stm32cubemx/network_1_output
ST Edge AI Core v1.0.0-19894
Creating c (debug) info json file C:/Users/ASUS/AppData/Local/Temp/mxAI_workspace10484753103329004519129592473366522/network_1_c_info.json
```

Exec/report summary (analyze)

```
model file      : C:/my_project/model.tflite
type           : tflite
c_name         : network_1
compression    : none
options        : allocate-inputs, allocate-outputs
optimization   : balanced
target/series  : stm32f4
workspace dir  : C:/Users/ASUS/AppData/Local/Temp/mxAI_workspace10484753103329004519129592473366522
output dir     : C:/Users/ASUS/.stm32cubemx/network_1_output
model_fmt      : float
model_name     : model
model_hash     : 0x336098760174f82739e632eb2d2499b4
params #       : 200,961 items (785.00 KiB)
```

```
input 1/1      : 'serving_default_conv1d_input0', f32(1x100x1), 400 Bytes, activations
output 1/1     : 'gemm_4', f32(1x1), 4 Bytes, activations
macc           : 213,473
weights (ro)   : 803,844 B (785.00 KiB) (1 segment)
activations (rw) : 12,956 B (12.65 KiB) (1 segment) *
ram (total)    : 12,956 B (12.65 KiB) = 12,956 + 0 + 0
```

(* 'input'/'output' buffers can be used from the activations buffer
Computing AI RT data/code size (target=stm32f4)..

Model name - model

m_id	layer (original)	oshape	param/size	macc	connected to
0	serving_default_conv1d_input0 () reshape_0 (EXPAND_DIMS)	[b:1,h:100,c:1] [b:1,h:1,w:100,c:1]			serving_default_conv1d_input0
1	conv2d_1 (CONV_2D) nl_1_n1 (CONV_2D)	[b:1,h:1,w:98,c:32] [b:1,h:1,w:98,c:32]	128/512 3,136	9,440 3,136	reshape_0 conv2d_1
2	reshape_2 (RESHAPE)	[b:1,c:3136]			nl_1_n1
3	sequential_dense_MatMul () sequential_dense_BiasAdd_ReadVariableOp () gemm_3 (FULLY_CONNECTED)	[h:64,c:3136] [c:64] [b:1,c:64]	200,704/802,816 64/256	200,768	reshape_2 sequential_dense_MatMul sequential_dense_BiasAdd_ReadVariableOp gemm_3
	nl_3_n1 (FULLY_CONNECTED)	[b:1,c:64]		64	
4	sequential_dense_1_MatMul () sequential_dense_1_BiasAdd_ReadVariableOp () gemm_4 (FULLY_CONNECTED)	[b:1,c:64] [c:1] [b:1,c:1]	64/256 1/4	65	nl_3_n1 sequential_dense_1_MatMul sequential_dense_1_BiasAdd_ReadVariableOp

model: macc=213,473 weights=803,844 activations=-- io=--
Number of operations per c-layer

c_id	m_id	name (type)	#op	type
0	1	conv2d_1 (Conv2D)	9,440	smul_f32_f32
1	1	nl_1_n1 (Nonlinearity)	3,136	op_f32_f32
2	3	gemm_3 (Dense)	200,768	smul_f32_f32
3	3	nl_3_n1 (Nonlinearity)	64	op_f32_f32
4	4	gemm_4 (Dense)	65	smul_f32_f32

total 213,473

Number of operation types

operation type	#	%
smul_f32_f32	210,273	98.5%
op_f32_f32	3,200	1.5%

Complexity report (model)

m_id	name	c_macc	c_rom	c_id
1	conv2d_1	5.9%	0.1%	[0, 1]
3	sequential_dense_MatMul	94.1%	99.9%	[2, 3]
4	sequential_dense_1_MatMul	0.0%	0.0%	[4]

macc=213,473 weights=803,844 act=12,956 ram_io=0

Requested memory size by section - "stm32f4" target

module	text	rodata	data	bss
NetworkRuntime910_CM4_GCC.a	8,572	0	0	0
network_1.o	546	40	1,832	152
network_1_data.o	48	16	88	0
lib (toolchain)*	0	0	0	0
RT total**	9,166	56	1,920	152
weights	0	803,848	0	0
activations	0	0	0	12,956
io	0	0	0	0

```

io                0          0          0          0
-----
TOTAL                9,166    803,904    1,920    13,108
-----
* toolchain objects (libm/libgcc*)
** RT AI runtime objects (kernels+infrastructure)
Summary - "stm32f4" target
-----
FLASH (ro)    %*    RAM (rw)    %
-----
RT total        11,142    1.4%        2,072    13.8%
-----
TOTAL            814,990            15,028
-----
* rt/total
Creating txt report file C:\Users\ASUS\.stm32cubemx\network_1_output\network_1_analyze_report.txt
elapsed time (analyze): 135.509s
Model file:      model.tflite
Total Flash:     814986 B (795.88 KiB)
Weights:         803844 B (785.00 KiB)
Library:         11142 B (10.88 KiB)
Total Ram:       15028 B (14.68 KiB)
Activations:    12956 B (12.65 KiB)
Library:         2072 B (2.02 KiB)
Input:          400 B (included in Activations)
Output:         4 B (included in Activations)
Done
Analyze complete on AI model

```

OK

II. Validate on desktop

این گزینه یک ارزیابی از مدل انجام می دهد تا اطمینان دهد که مدل به درستی برای میکروکنترلر هدف اجرا می شود. این گزارش اطلاعات زیر را نمایش می دهد:

- ارزیابی درستی اطلاعات کلیدی مدل
- اعتبار سنجی مدل با داده های تصادفی و گزارش جزئیات آن مانند زمان اجرا و ...
- ارزیابی دقت مدل با معیار های زیر
 - میانگین مربع خطا (Root Mean Squared Error)
 - میانگین قدر مطلق خطا (Mean Absolute Error)
 - خطای نسبی با نرم L2 (L2 relative error)
 - ضریب کارایی نش-ساتکلیف (Nash-Sutcliffe efficiency - NSE)
 - شباهت کسینوسی (Cosine similarity)

1 Validation on desktop

100%

Starting AI Validation on desktop with random data...

```
C:\Users\ASUS\STM32Cube\Repository\Packs\STMicroelectronics\X-CUBE-AI\9.1.0\Utilities\windows\stedgeai.exe validate --target stm32f4 --name network_1 -m C:\my_project\model.tflite --compression none --verbosity 1 --allocate-inputs --allocate-outputs --workspace C:\Users\ASUS\AppData\Local\Temp\mxAI_workspace105026532961830017918445033030242097 --output C:\Users\ASUS\stm32cubemx\network_1_output
```

ST Edge AI Core v1.0.0-19894

Setting validation data...

generating random data, size=10, seed=42, range=(0, 1)

I[1]: (10, 100, 1, 1)/float32, min/max=[0.005, 1.000], mean/std=[0.490, 0.292], serving_default_conv1d_input0

No output/reference samples are provided

Creating c (debug) info json file C:\Users\ASUS\AppData\Local\Temp\mxAI_workspace105026532961830017918445033030242097\network_1_c_info.json

Copying the AI runtime files to the user workspace: C:\Users\ASUS\AppData\Local\Temp\mxAI_workspace105026532961830017918445033030242097\inspector_network_1\workspace

Exec/report summary (validate)

```
-----
model file      : C:\my_project\model.tflite
type            : tflite
c_name          : network_1
compression     : none
options         : allocate-inputs, allocate-outputs
optimization    : balanced
target/series   : stm32f4
workspace dir   : C:\Users\ASUS\AppData\Local\Temp\mxAI_workspace105026532961830017918445033030242097
output dir      : C:\Users\ASUS\stm32cubemx\network_1_output
model_fmt       : float
model_name      : model
model_hash      : 0x336098760174f82739e632eb2d2499b4
params #        : 200,961 items (785.00 KiB)
-----
```

```
-----
input 1/1      : 'serving_default_conv1d_input0', f32(1x100x1), 400 Bytes, activations
output 1/1     : 'gemm_4', f32(1x1), 4 Bytes, activations
macc           : 213,473
weights (ro)   : 803,844 B (785.00 KiB) (1 segment)
activations (rw) : 12,956 B (12.65 KiB) (1 segment) *
-----
```

ram (total) : 12,956 B (12.65 KiB) = 12,956 + 0 + 0

(*) 'input'/'output' buffers can be used from the activations buffer

Running the TFlite model...

INFO: Created TensorFlow Lite XNNPACK delegate for CPU.

Running the STM AI c-model (AI RUNNER)...(name=network_1, mode=HOST)

X86 shared lib (C:\Users\ASUS\AppData\Local\Temp\mxAI_workspace105026532961830017918445033030242097\inspector_network_1\workspace\lib\libai_network_1.dll) ['network_1']

Summary 'network_1' - ['network_1']

```
-----
inputs/outputs : 1/1
input_1         : f32[1,100,1,1], 400 Bytes, in activations buffer
output_1        : f32[1,1,1,1], 4 Bytes, in activations buffer
n_nodes         : 5
compile_datetime : Dec 19 2024 20:13:55
activations     : 12956
weights         : 803844
macc            : 213473
-----
```

```
-----
tools           : Legacy ST.AI 1.0.0
capabilities    : IO_ONLY, PER_LAYER, PER_LAYER_WITH_DATA
device          : AMD64, Intel64 Family 6 Model 126 Stepping 5, GenuineIntel, Windows
-----
```

NOTE: duration and exec time per layer is just an indication. They are dependent of the HOST-machine work-load.

ST.AI Profiling results v1.2 - "network_1"

```
-----
nb sample(s)    : 10
duration        : 0.389 ms by sample (0.324/0.490/0.051)
macc            : 213473
-----
```

Inference time per node

c_id	m_id	type	dur (ms)	%	cumul	name
0	1	Conv2D (0x103)	0.039	10.0%	10.0%	ai_node_0
1	1	NL (0x107)	0.006	1.4%	11.4%	ai_node_1
2	3	Dense (0x104)	0.342	88.0%	99.5%	ai_node_2
3	3	NL (0x107)	0.001	0.1%	99.6%	ai_node_3
4	4	Dense (0x104)	0.001	0.2%	99.8%	ai_node_4

total : 0.388

Statistic per tensor

tensor	#	type[shape]:size	min	max	mean	std	name
1.0	10	f32[1,100,1,1]:400	0.005	1.000	0.490	0.292	input_1
0.0	10	f32[1,1,1,1]:4	0.277	0.931	0.588	0.190	output_1

Saving validation data...

output directory: C:\Users\ASUS\stm32cubemx\network_1_output

creating C:\Users\ASUS\stm32cubemx\network_1_output\network_1_val_io.npz

m_outputs_1: (10, 1, 1, 1)/float32, min/max=[0.277, 0.931], mean/std=[0.588, 0.190], gemm_4

c_outputs_1: (10, 1, 1, 1)/float32, min/max=[0.277, 0.931], mean/std=[0.588, 0.190], gemm_4

Computing the metrics...

Cross accuracy report #1 (reference vs C-model)

```
-----
notes: - the output of the reference model is used as ground truth/reference value
       - 10 samples (1 items per sample)
-----
```

c=n.a., rmse=0.000776879, mae=0.000672056, l2r=0.001223652, nse=1.000, cos=1.000

luation report (summary)

put	acc	rmse	mae	l2r	mean	std	nse	cos	tensor
ross #1	n.a.	0.0007769	0.0006721	0.0012237	0.0005859	0.0005377	0.9999909	0.9999994	gemm_4, (

c : Classification accuracy (all classes)

se : Root Mean Squared Error

e : Mean Absolute Error

r : L2 relative error

e : Nash-Sutcliffe efficiency criteria, bigger is better, best=1, range=(-inf, 1]

s : Cosine Similarity, bigger is better, best=1, range=(0, 1]

ting txt report file C:\Users\acer\stm32cubemx\consumption_model_output\consumption_model_validate_report.txt

sed time (validate): 3.379s

ation ended