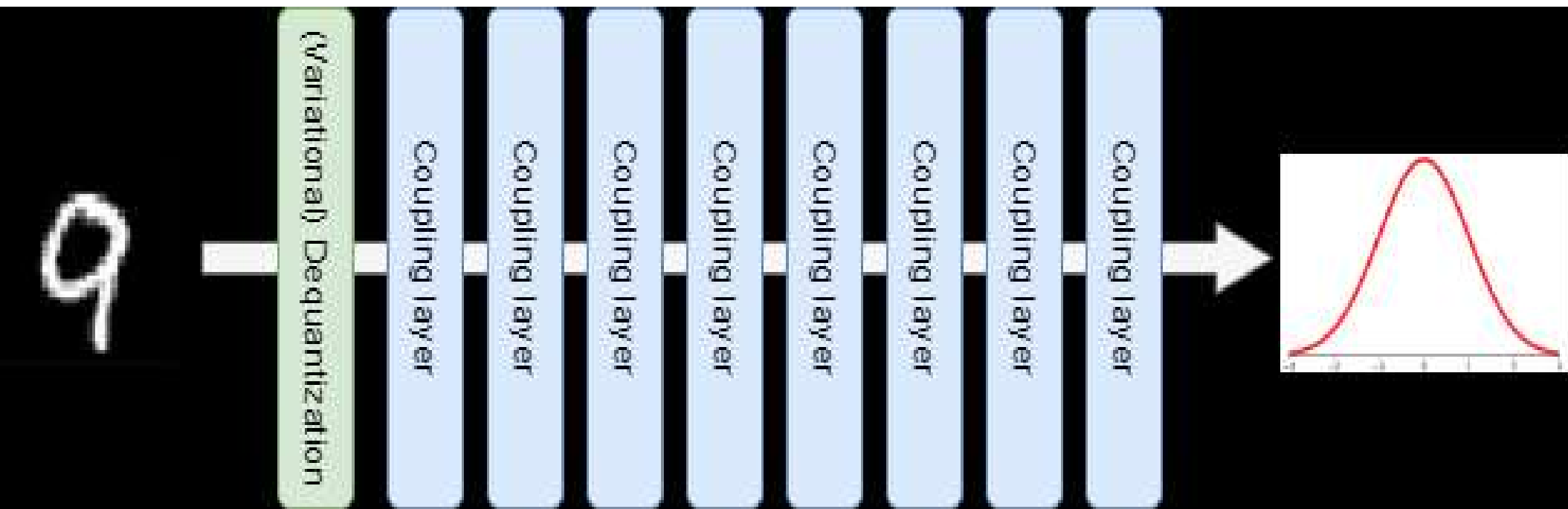


セル16のcreate\_simple\_flow  
これはセル17のtrain\_flowの引数となる。  
train\_flowでは画像が128個のバッチでやってくる。



フラグによって、Variationalかどうかを決める。  
VariationalDequantizationはセル10  
Dequantizationはセル6

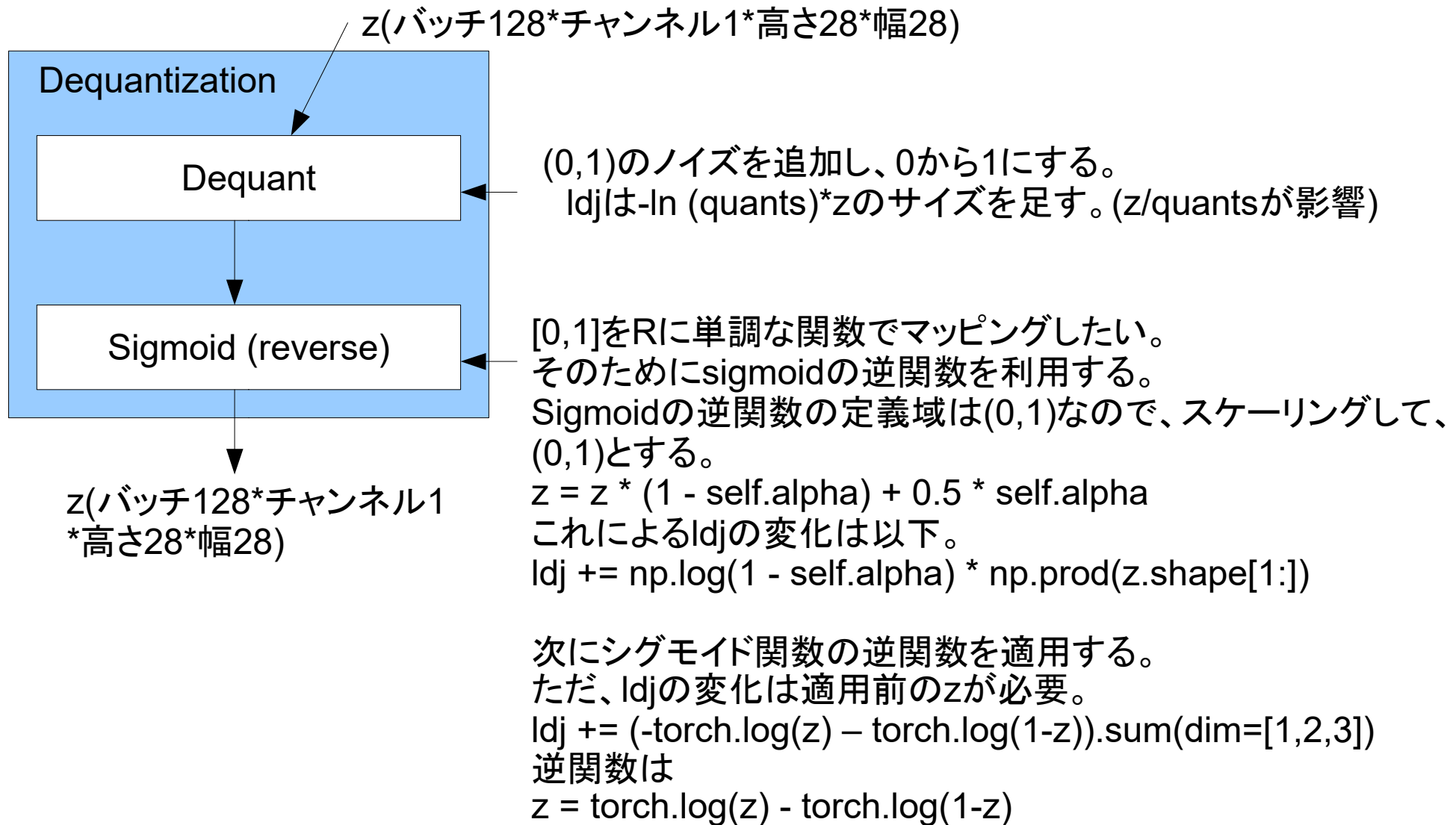
この関数中でfor文で8回実施。  
Coupling layerはセル11

最後にImageFlowでまとめる。

このフローでは次元は変わらない。  
MNISTの次元はチャンネル1、高さ28、幅28

## セル6のDequantization

forward関数の正方向の流れを見る。

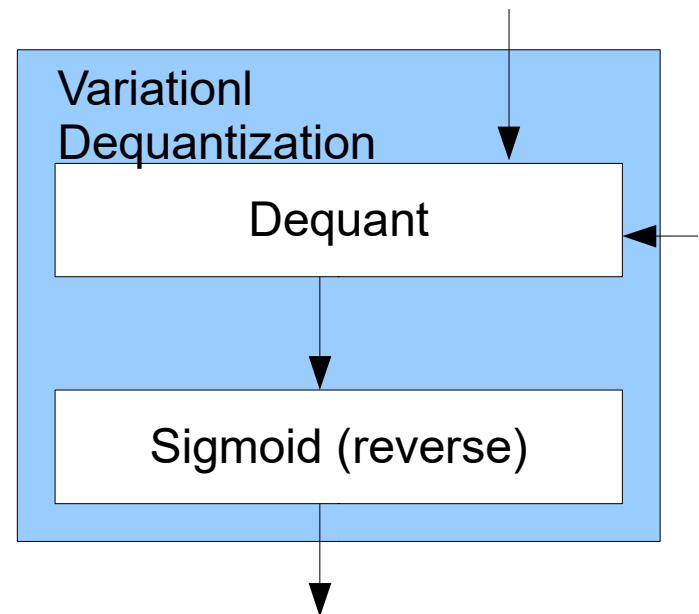


\*ここに関してはフローは1つしかできない。以下、pythonの出力。  
(0): Dequantization()

セル10のVariationalDequantization

```
vardeq_layers = [CouplingLayer(network=GatedConvNet(c_in=2, c_out=2, c_hidden=16),  
    mask=create_checkerboard_mask(h=28, w=28, invert=(i%2==1)),c_in=1) for i in range(4)]
```

forward関数の正方向の流れを見る。  
Dequantizationを継承しているので、基本は同じ。  
z(バッチ128\*チャンネル1\*高さ28\*幅28)



この子異なる  
ここで、一様分布をflowで変形する。  
たちまち、flowはCouplingLayer、4個のみ。  
平均と分散を出力する想定？  
分散がldjに相当すると考える？  
ネットワークに入れるときはもとの画像も含めて入れるので、  
チャンネル2として、ldjも出力したいのでチャンネル2  
ここをうまく対応するために、GatedConvNetでorig\_imgがある

z(バッチ128\*チャンネル1\*高さ28\*幅28)

VariationalDequantizationの構造に関する、pythonの出力。(一部省略)

```
(0): VariationalDequantization(
  (flows): ModuleList(
    (0): CouplingLayer(
      (network): GatedConvNet(
        (nn): Sequential(
          (0): Conv2d(2, 16, kernel_size=(3, 3), stride=(1, 1), padding=(1, 1))
          (1): GatedConv(
            (net): Sequential(
              (0): ConcatELU()
              (1): Conv2d(32, 16, kernel_size=(3, 3), stride=(1, 1), padding=(1, 1))
              (2): ConcatELU()
              (3): Conv2d(32, 32, kernel_size=(1, 1), stride=(1, 1))
            )
          )
          (2): LayerNormChannels()
          (3): GatedConv(
            )
          (4): LayerNormChannels()
          (5): GatedConv(
            )
          (6): LayerNormChannels()
          (7): ConcatELU()
          (8): Conv2d(32, 2, kernel_size=(3, 3), stride=(1, 1), padding=(1, 1))
        )
      )
    )
  )
  (1): CouplingLayer(
    )
  (2): CouplingLayer(
    )
  (3): CouplingLayer(
    )
)
```

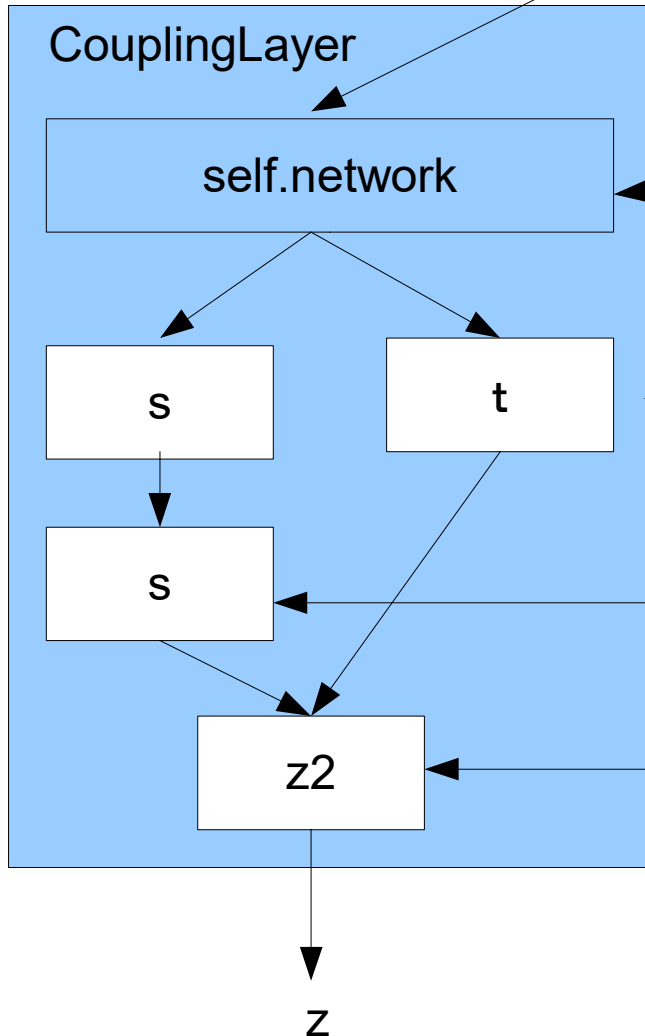
## セル11のCouplingLayer

```
flow_layers += [CouplingLayer(network=GatedConvNet(c_in=1, c_hidden=32),  
                             mask=create_checkerboard_mask(h=28, w=28, invert=(i%2==1)),  
                             c_in=1)]
```

forward関数の正方向の流れを見る。

$z$ ( $n$ 次元( $n/2$ 次元))

チェックボードマスクを互い違いに掛ける。  
実質 $n/2$ 次元になる。



ここではセル15のGateConvNetを利用。 $z_1$ に作用。

$2n$ 次元が出てくる。

$s = \text{torch.tanh}(s / s\_fac) * s\_fac$ でスケールリング

反転したマスクを $s, t$ にかけて、 $z_2$ を計算。  
( $z_1$ に関して、消えてる??)

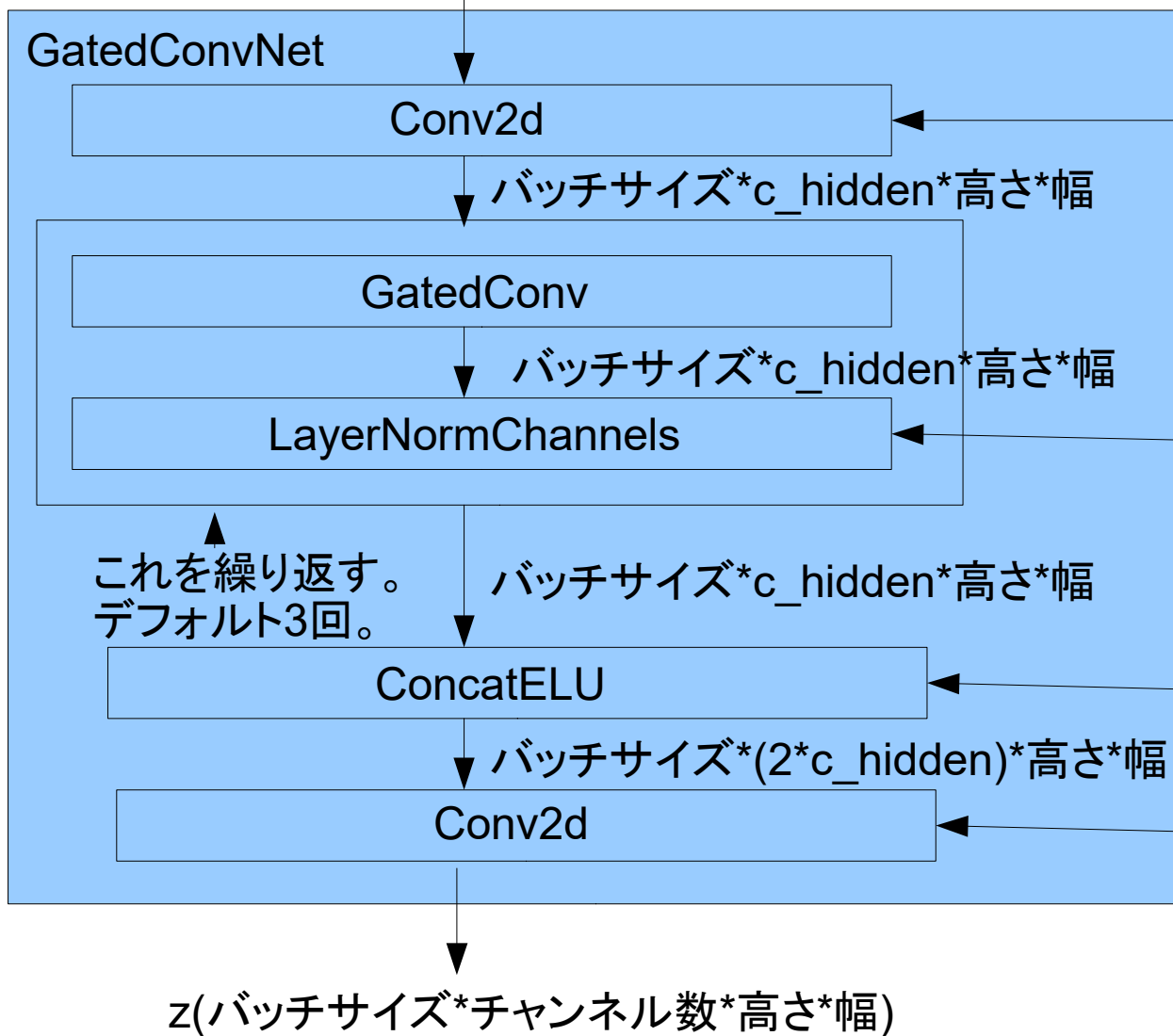
CouplingLayerの構造に関する、pythonの出力。

```
(1): CouplingLayer(
  (network): GatedConvNet(
    (nn): Sequential(
      (0): Conv2d(1, 32, kernel_size=(3, 3), stride=(1, 1), padding=(1, 1))
      (1): GatedConv(
        (net): Sequential(
          (0): ConcatELU()
          (1): Conv2d(64, 32, kernel_size=(3, 3), stride=(1, 1), padding=(1, 1))
          (2): ConcatELU()
          (3): Conv2d(64, 64, kernel_size=(1, 1), stride=(1, 1))
        )
      )
    )
    (2): LayerNormChannels()
    (3): GatedConv(
      (net): Sequential(
        (0): ConcatELU()
        (1): Conv2d(64, 32, kernel_size=(3, 3), stride=(1, 1), padding=(1, 1))
        (2): ConcatELU()
        (3): Conv2d(64, 64, kernel_size=(1, 1), stride=(1, 1))
      )
    )
    (4): LayerNormChannels()
    (5): GatedConv(
      (net): Sequential(
        (0): ConcatELU()
        (1): Conv2d(64, 32, kernel_size=(3, 3), stride=(1, 1), padding=(1, 1))
        (2): ConcatELU()
        (3): Conv2d(64, 64, kernel_size=(1, 1), stride=(1, 1))
      )
    )
    (6): LayerNormChannels()
    (7): ConcatELU()
    (8): Conv2d(64, 2, kernel_size=(3, 3), stride=(1, 1), padding=(1, 1))
  )
)
```

セル15のGatedConvNet (各種ネットワークがこれになっている。)

forward関数を見れば良いが実際はコンストラクタで、ネットワークを作っている。

$z(\text{バッチサイズ} \times \text{チャンネル数} \times \text{高さ} \times \text{幅})$



3x3のフィルタで畳み込む。  
Paddingが1なので高さ、幅が  
変わらない。チャンネル数だけ変わる  
重みはパラメータ

全体として、平均0,分散1として、  
それぞれの平均、分散をパラメータで  
設定する。(パラメータは学習)  
これがあるから、勾配消失が  
起きにくい??

$\text{elu}(z), \text{elu}(-z)$ を求める。

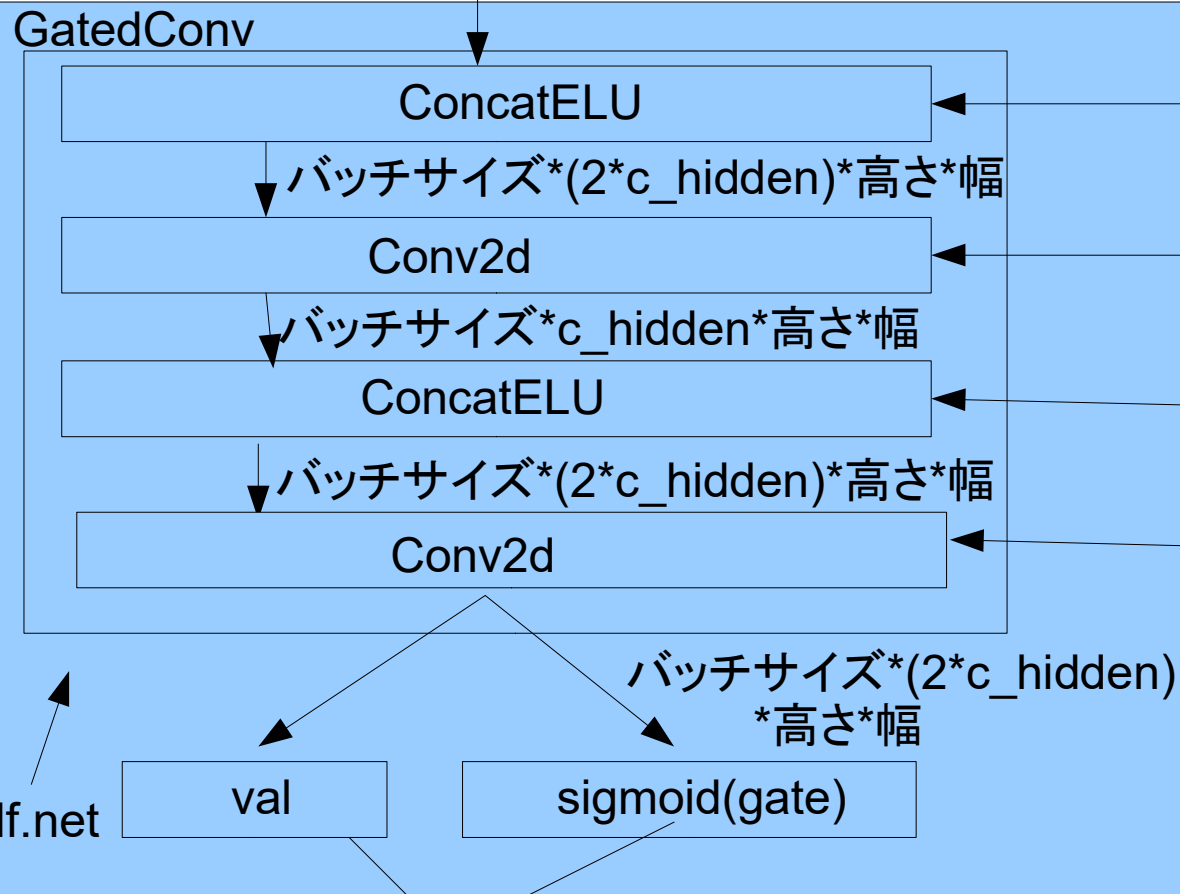
3x3のフィルタで畳み込む。  
Paddingが1なので高さ、幅が  
変わらない。チャンネル数だけ変わる  
重みはパラメータ

なぜこのパラメータを0にする??

## セル15のGatedConv

forward関数を見る。

$z(\text{バッチサイズ} \times c_{\text{hidden}} \times \text{高さ} \times \text{幅})$



elu( $z$ ), elu( $-z$ )を求める。

3x3のフィルタで畳み込む。  
Paddingが1なので高さ、幅が  
変わらない。チャンネル数だけ変わる  
重みはパラメータ

elu( $z$ ), elu( $-z$ )を求める。

3x3のフィルタで畳み込む。  
Paddingが1なので高さ、幅が  
変わらない。チャンネル数だけ変わる  
重みはパラメータ

足して $z$ にする。  
 $(\text{バッチサイズ} \times c_{\text{hidden}} \times \text{高さ} \times \text{幅})$