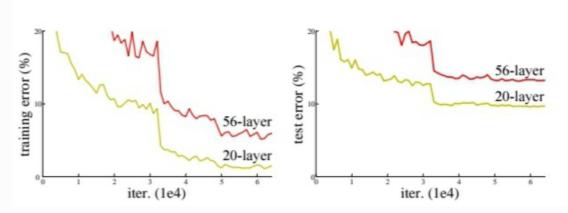
문제 제기

그 많은 통으로 구성되어 있는 네트워크가 항상좋은 성능을 내냐? Vo!(



- 二) 과거에는 Overfit 문제때문에 좋은성능을 못넘, 현재는 weight 토기화를 잘하고 춥더 효율적인 Normalization 르르인터 merfit 어느정도 해결
- 一 Gradient vanishing, exploding 문제 때문에 Cepth가 증가하는 이느정도선에 도달파면 성능신 (Degrada Lim) ·X Degradation = train, test 是다 付出し
- =)이를 해결하기위해 ResNet 제안

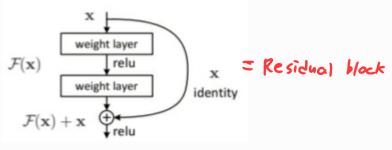
Residual: 22 xt

Idea: Original mapping 보다 residual mapping 이 더 화작화시키기 좋을것

Original Mapping: H(x) = F(x)+z residual Mapping: F(x) = HA) -2 =3

निष्मुद्ध स श देव दे । 하이만 학습하겠다.

F(x) = 잔화, 조=입력값, 片(x): 기존의 Neural Network 카 F(x) = 이 회적화 이기 때문에 이건 Model 보다 optimize 가용이



Shortcut Connection : 한 제이상의 layer를 skipping 하는것

Identity shortcut

y: output layer

조건: 조와 Y의 Demension 이 항상감식아됨

(भरामिता के स्वाप्त का भारता)

I dentity shortcut: 21+ 40 at 20 at 20

y=F(z,(w,))+w,z

Projection Shortcut

y: output layer

Projection shortcut: 71 you in 20 or gan

て: input layer => Ws로 조와 J의 차원을 맞춰줄

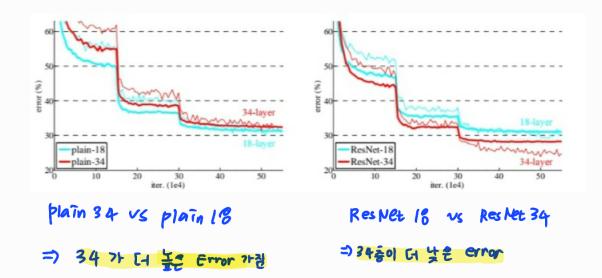
W: weight

Lw: weight

square natrix

- Experiments

· Plain Network (기존의 NN) vs Res Net

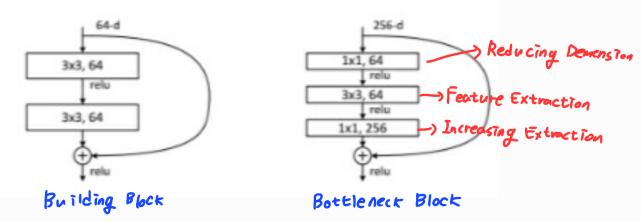


· Identity shortcut it Projection shortcut

	Res Net - A	Reshet-B	Res Net - C
Increasing. Demonsion	Zero paddiny	Prejection shortcut	Projection short cut
1V°rma	Identity shortcat	Identity Shortcut	Projection shortcut
Error Top 1	25.03	24.52	24.19
Error Top 5	7.76	7.46	7.40

=) ResNet-C パマ まとから、But, ResNet-B 의から知の日何, memory/time 복잡도介重量×

· Depth 가 늘어날 Or Degrobtion 문제가 나는지 안나는지



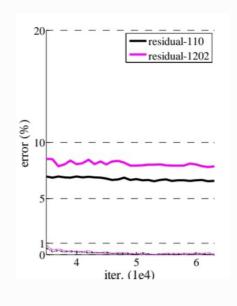
. Building Block : Res Net 34 on ATOF

· Bottle Mack Block: ResNet 50, 101, 152

model	top-1 err.	top-5 err.
VGG-16 [41]	28.07	9.33
GoogLeNet [44]	-	9.15
PReLU-net [13]	24.27	7.38
plain-34	28.54	10.02
ResNet-34 A	25.03	7.76
ResNet-34 B	24.52	7.46
ResNet-34 C	24.19	7.40
ResNet-50	22.85	6.71
ResNet-101	21.75	6.05
ResNet-152	21.43	5.71

() depth オ 引 の で を error rate ()

· CIFAR -10 => layer = 100074 OIS Y SECON



- ⇒ · overlitting 문제
 - · maxout 이나 dropout 智元화 사용火
 - . at 21th maxout out dropout A for the state of