

빅웨이브에이아이 ... 구독하기

빅웨이브에이아이 기술블로그

블로그

SOTA 알고리즘 리뷰 1 - Temporal Fusion Transformer

by 이현상 2021. 3. 27. 16:24

하세요! 빅웨이브에이아이의 이현상입니다.



빅웨이브 이현상

이 분야에서는 특정 분야에 대해 가장 높은 성능을 달성한 모델을 SOTA 알고리즘이라고 부르기도 합니다.

델 성능이 예술의 경지에 도달했다고 할 만큼 좋은 성능을 가지고 있는 모델이라는 것입니다.

이는 최신 SOTA 기술을 활용하는 것이 모델의 성능에 영향을 미치기 때문에 아주 중요한 요소가 됩니다.

하시는 분들에게 더욱 유용한 정보를 드리고자 "SOTA 알고리즘 리뷰" 시리즈를 포스트할 계획입니다.

는 시계열 분석 분야의 SOTA(State Of The Art) 알고리즘인 TFT(Temporal Fusion Transformer)에 대해서 알겠습니다.

아이디어 위주로 간단하게 설명 드리겠습니다.

Idea

년 Google Cloud AI와 영국 옥스퍼드 대학이 함께 발표한 논문 Lim et al. (2019)은 시계열 분석에 있어서 획기적인 아이디어를 제시했습니다.

분석이란 지난 포스트(고객 이탈 예측)의 데이터와 같이 시간적인 순서를 가지고 있는 정보에 대해서 예측 모델을 것입니다.

들어, 시간적 순서를 가지고 있는 전기 소비량, 교통량, 판매량, 휘발유량, 주가, 비트코인 가격 등을 일련의 time series(시간 단위)을 가지고 예측합니다.

데이터는 time step을 기준으로 구성되며 분석가는 몇개의 time step을 가지고 얼마 후의 시점을 예측할 지를 선택합니다.

예측 시점 간격이 1일이라면 1일 후 전기 소비량을 예측하는 방식으로 입력 데이터 및 모델이 구성됩니다.

분석을 통해 미래의 정보를 비교적 정확하게 알 수 있다면 정말 유용하게 사용할 수 있을 것입니다.

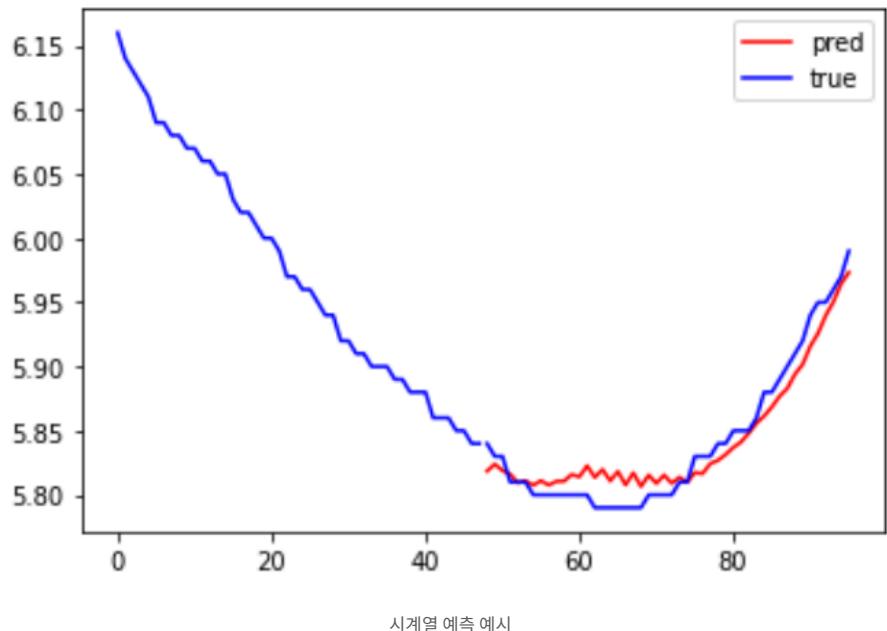
그림은 시계열 예측 분석 결과 예시로 과거 데이터를 학습하여 미래의 결과를 예측하는 방식입니다.

| 시점에 해당하고 Y축이 예측 수치를 의미하며 파란 선이 실제 값, 빨간 선이 예측 값에 해당합니다.

빅웨이브에이아이 기술블로그



빅웨이브 이현상



|| 기존 시계열 분석 기법은 예측 시점 간격이 길어질수록 목표값 예측이 어렵다는 문제점이 있습니다.

다면 예측 모델에 미래의 어떤 정보도 활용하지 못한 채 긴 시퀀스를 예측해야 하기 때문입니다.

바로 다음 time step 시점의 목표값을 예측한다면 바로 전 시점 데이터를 활용할 수 있기 때문에 비교적 쉬운 task입니다.

문에서는 이 점을 지적하면서 미래 시점에 미리 알 수 있는 정보들을 활용할 수 있도록 딥러닝 모델을 구성했습니다.

의 요일, 월, 휴일, 미리 계획된 사항 등에 관련된 변수들은 미래에도 이미 알 수 있는 변수들입니다.

장기적인 시간 정보를 가지고 있는 데이터를 분석할 때 활용할 수 있다면, time step이 길어지더라도 우수한 성능을 축할 수 있습니다.

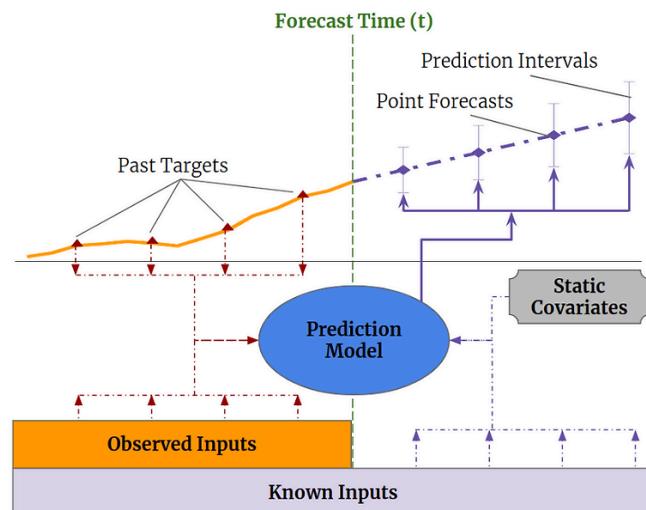


Figure 1: Illustration of multi-horizon forecasting with static covariates, past-observed & prior-known future time-dependent inputs.

모델 Key Idea, 출처: Lim, B., Arik, S. O., Loeff, N., & Pfister, T. (2019). Temporal fusion transformers for interpretable multi-horizon time series forecasting. arXiv preprint arXiv:1912.09363.

그림을 보시면 미래에는 알 수 없는 관측 변수(Observed Inputs)들과 함께 알고 있는 변수(Known Inputs)들을 찾습니다.

변수의 경우 일반적인 시계열 분석에 활용되는 것처럼 예측 모델(Prediction Model)에 입력됩니다.

시점의 알고 있는 변수들과 정적 공변량이 함께 예측 모델에 입력되어 다중 시점(multi-horizon) 예측 시 활용됩니다.

정적 공변량이란 표현은 하나의 값으로 고정되어 있는 변수들(ex: 위치, 타입 등)을 의미합니다.

빅데이터에이아이

기술블로그



힐링

빅데이터 이현상

본 모델 아키텍처의 프로세스 부터 설명 드리겠습니다.

시계열 데이터 중 관측 변수는 과거 시점의 LSTM 인코더에 입력됩니다.

있는 변수는 과거 시점과 함께 미래 시점의 LSTM 디코더에 같이 입력됩니다.

공변량은 고정되어 있는 변수기 때문에 변수 선정 네트워크, LSTM 인코더, GRN을 통해 충분한 정보를 전체 레이어 학습합니다.

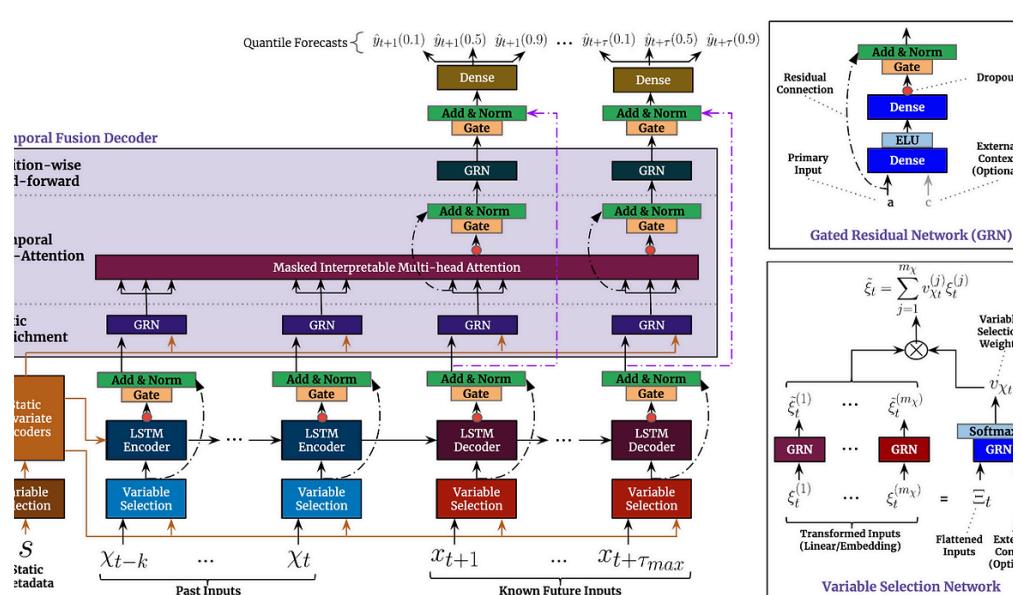
변수는 선정 네트워크 과정을 거치며 매 시점마다 평가되어 중요한 변수만 모델에 입력되는 방식입니다.

프로세스를 거친 입력 정보들은 Masked Interpretable Multi-Head Attention Layer에 전달됩니다.

Attention Layer에서 산출된 정보는 Position-Wise Feed-Forward 비선형 레이어(GRN)을 거쳐서 입력됩니다.

출력값은 LSTM 디코더의 출력 정보를 반영하여 모델의 복잡성을 완화합니다.

전반적으로 게이팅 메커니즘을 통해 네트워크의 복잡성 문제를 해결하는 방식이 보입니다.



TFT 모델 아키텍처

1. 리듬 설명

빅웨이브에이아이 기술블로그



빅웨이브 이현상

델링 기법에 적용된 분석 알고리즘들을 정리해보겠습니다.

기팅 메커니즘(Gating Mechanisms)

학습 시 과거 데이터 중 불필요한 시점의 입력을 통제하여 장기간 예측을 유리하게 함

수 선정 네트워크(Variable Selection Networks)

one step마다 적절한 입력 변수 선정

적 공변량 인코더(Static Covariate Encoders)

공변량을 모델에 입력할 수 있는 형태로 통합하여 context vector로써 동적 변수의 조건으로 설정

Temporal Processing

갖고 있는 변수를 장단기 예측에 입력하기 위한 시점 처리, 해석 가능한 multi-head attention 기법 적용

측 시점 구간(Prediction Intervals)

측 시점마다 목표 변수의 범위를 결정하기 위한 분위수(quantile) 예측

자세하게 설명드리겠습니다.

I. 킹 메커니즘(Gating Mechanism)

킹 메커니즘은 지난 포스트에서 LSTM을 설명 드린 바와 같이 장기간 시퀀스에서 필요 없는 정보를 망각하고, 필요 모델에 입력하도록 유도합니다.

정에서 입력 시퀀스가 긴 데이터라도 안정적으로 모델을 학습할 수 있습니다.

입력 시퀀스 중 유용한 정보를 가지고 있는 시점을 가려내는 일은 어렵습니다.

비선형 모델의 경우 구조가 더욱 복잡하기 때문에 모델의 성능을 떨어뜨릴 수 있습니다.

TFT에서는 GLU(Gated Linear Units)를 적용한 GRN(Gated Residual Network)라는 기법을 활용합니다.

ual Network는 딥러닝 네트워크에서 중간 레이어를 스킵(skip connection)하여 잔차(residual)를 연결하는 방식을 방지해주는 효과가 있습니다.

에서는 주요 변수와 optional context vector를 입력 후 게이트를 통과하여 레이어가 표준화(Norm) 됩니다.

주요 변수의 잔차에 대해 게이트를 통과한 결과 값을 GLU를 통해 추가해줍니다(Add).

시그모이드 활성화 함수 및 Hadamard Product 행렬 연산을 활용한 활성화 함수입니다.

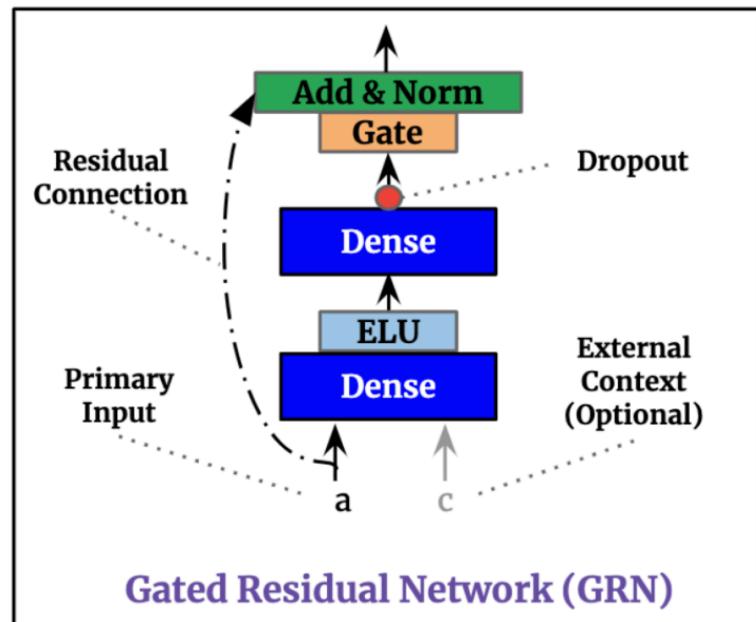
기법은 게이트의 입력 차단 시 비선형 기여(nonlinear contribution)을 막기 위해 활용됩니다.

기법은 TFT의 거의 모든 레이어에서 적용되며 모델의 복잡성 문제를 보정합니다.

빅웨이브에이아이
기술블로그



빅웨이브 이현상



▪ 선정 네트워크(Variable Selection Networks)

모델에 변수가 너무 많을 경우 주요 변수의 영향을 놓쳐서 성능에 악영향을 끼칠 수 있습니다.

시계열 예측 분석에서 변수를 선정하는 프로세스는 모델 성능 향상에 큰 효과를 미칠 수 있습니다.

모델에서는 정적 공변량 및 시간 종속(time-dependent) 공변량을 둘 다 적용한 instance-wise 변수 선정 네트워크를 제시합니다.

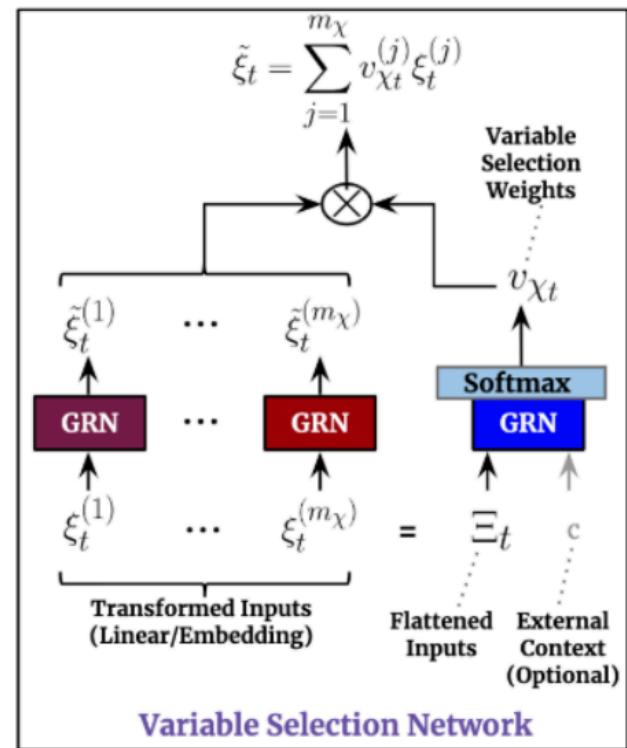
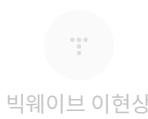
선정 네트워크 모델에는 통합된 전체 입력 변수, 외부 context vector를 GRN에 입력 후 Softmax를 통해 변수를 합니다.

으로 전체 입력 변수 각각에 대해서도 GRN 모델을 적용(2)합니다.

으로 (1), (2) 모델을 통합하여 t 시점의 활용 변수를 선정합니다.

선정 네트워크 모델은 딥러닝 모델의 잡음(noisy)을 효과적으로 제거하여 모델의 성능을 크게 높일 수 있습니다.

빅웨이브에이아이 기술블로그



1. 공변량 인코더(Static Covariate Encoders)

모델은 다른 시계열 분석 기법과 다르게 정적 메타데이터 정보를 통합하는 방식으로 설계되었습니다.

문 형태의 GRU 인코더들이 4개의 context vector를 생성합니다.

텍스트 벡터들은 TFT의 디코더에 다양한 방식으로 활용됩니다.

된 시간 변수, 로컬 시점에서 처리된 시간 변수, 고정 변수 관련 컨텍스트 벡터)

텍스트 벡터는 GRN을 통해 모델에 인코딩 됩니다.

Temporal Processing

Temporal Processing에서는 attention 및 모델 디코더에 관련된 내용들로 구성되어 있습니다.

tion에 관련된 내용은 지난 포스트에서도 다뤘기 때문에 참고하시면 좋을 것 같습니다.

Interpretable Multi-Head Attention

모델에서는 장기간 time step을 학습시키기 위해 트랜스포머(transformer) 기반의 multi-head attention 기법을 강화하는 방식으로 적용했습니다.

으로는 multi-head attention 시 각 head의 attention 가중치가 각기 다르기 때문에 특성의 중요도를 추출하겠다.

TFT에서는 각 head 간의 attention 가중치 값을 공유하는 방식으로 특성의 중요도를 추출했습니다.

attention 가중치 계산 방식으로 transformer 기반 attention 메커니즘의 설명력을 높인 것입니다.

Quality Enhancement with Sequence-to-Sequence Layer

• 분석에서는 일반적으로 목표값의 시점에 가까울수록 특성의 중요도가 향상됩니다.

• 의 해당 시점의 로컬 컨텍스트를 활용하면 attention 기반 모델의 성능이 향상될 수 있습니다.

• TFT 모델의 입력 값은 출력 값의 길이와 다르기 때문에 Seq2Seq 모델 방식으로 접근해야 합니다.

• 으로 TFT 모델은 LSTM 인코더, 디코더 구조를 통해 locality를 강화합니다.

Static Enrichment Layer

• 고정 변수의 영향이 전체 예측 모델에서 중요한 역할을 할 수도 있습니다.

• 경우 이를 충분히 모델에 반영하고자 TFT는 고정 변수의 컨텍스트 벡터를 GRN 모델을 통해 전체 레이어에 전파합니다.

빅웨이브에이아이 기술블로그



빅웨이브 이현상

Temporal Self-Attention Layer

• Enrichment 과정 후에는 이제 self-attention을 적용해야 합니다.

• 트랜스포머 기법 구조와 비슷하게, 디코더 시점에서 masking을 수행하여 temporal 차원이 특성에만 집중하도록 합니다.

• 진과적인 정보 흐름을 보존하고 장거리 시점의 종속성도 제대로 포착하여 장기간 예측에 유리합니다.

Position-wise Feed-Forward Layer

• 모델에서는 self-attention layer에 추가적인 비선형 레이어 프로세스를 하나 추가했습니다.

• GRN으로 구성되며 전체 레이어 구조에 가중치가 전파됩니다.

• 전체 트랜스포머 레이어와 Seq2Seq 레이어를 직접 연결하는 경로를 설정하여 모델의 복잡성 문제를 해결했습니다.

6. 시점 간격

• 예측 시점에 예측 간격을 생성하는 방식을 사용합니다.

• 점마다 10% 분위수, 50% 분위수, 90% 분위수를 동시에 예측합니다.

• Quantile(분위수) 예측은 temporal fusion decoder의 선형 변환으로 인해 생성됩니다.

모델 벤치마크 테스트

	ARIMA	ETS	TRMF	DeepAR	DSSM
Electricity	0.154 (+180%)	0.102 (+85%)	0.084 (+53%)	0.075 (+36%)	0.083 (+51%)
ffic	0.223 (+135%)	0.236 (+148%)	0.186 (+96%)	0.161 (+69%)	0.167 (+76%)
	ConvTrans	Seq2Seq	MQRNN	TFT	
Electricity	0.059 (+7%)	0.067 (+22%)	0.077 (+40%)	0.055*	
ffic	0.122 (+28%)	0.105 (+11%)	0.117 (+23%)	0.095*	

(a) P50 losses on simpler univariate datasets.

	ARIMA	ETS	TRMF	DeepAR	DSSM
Electricity	0.102 (+278%)	0.077 (+185%)	-	0.040 (+48%)	0.056 (+107%)
ffic	0.137 (+94%)	0.148 (+110%)	-	0.099 (+40%)	0.113 (+60%)
	ConvTrans	Seq2Seq	MQRNN	TFT	
Electricity	0.034 (+26%)	0.036 (+33%)	0.036 (+33%)	0.027*	
ffic	0.081 (+15%)	0.075 (+6%)	0.082 (+16%)	0.070*	

전기 소비량 및 교통량 데이터 벤치마크 테스트

• 으로 시계열 분석에 사용되는 일반적인 머신러닝 및 딥러닝 기법 보다 우수한 성능을 나타냈습니다.

1-리

빅웨이브에이아이 기술블로그



빅웨이브 이현상

포스트에서는 시계열 분석 분야에서 좋은 평가를 받고 있는 TFT 모델에 대해서 설명드렸습니다.

■ 분석 분야에서 트랜스포머 구조를 활용하기 위해 아주 디테일한 부분까지도 신경을 쓴 모델 아키텍처입니다.

구조가 다소 복잡하지만 게이팅 메커니즘을 통해 모델의 복잡성 문제를 완화시켜 실제 장기간 예측에서 효과적인 보입니다.

↓ 제가 실제로 모델을 직접 테스트했을 때 모델 성능이 약간 아쉬운 부분이 있었습니다.

각에는 모델 복잡성 문제 해결을 위해 조금 더 효과적인 방법론이 필요하다고 생각합니다.

▶도 직접 번역한 것이다 보니 틀린 부분이나 어색한 부분이 있을지도 모르겠습니다.

▶ 언제든 환영이니 댓글로 달아주시면 감사하겠습니다!

▶ TFT와 같은 딥러닝 관련 SOTA 알고리즘들을 기술 블로그에서 소개드릴 예정입니다.

◀ 들려주시면 감사하겠습니다.

27

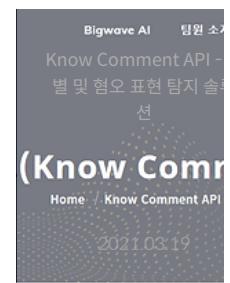
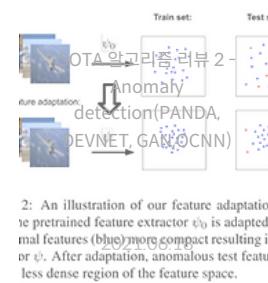
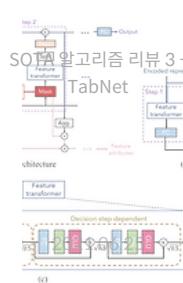
구독하기

블로그' 카테고리의 다른 글

- | | |
|---|--------|
| ◀ 알고리즘 리뷰 3 - TabNet (2) | 2021.0 |
| ◀ 알고리즘 리뷰 2 - Anomaly detection(PANDA, DEVNET, GAN, OCNN) (0) | 2021.0 |
| 이탈 방지 시스템 (2020 AI Championship 2등) (5) | 2021.0 |
| ◀ Comment API - 차별 및 혐오 표현 탐지 솔루션 (2) | 2021.0 |
| ▶ 기술을 활용한 악성 댓글 분류 (2020 인공지능 온라인 경진대회 1등) (0) | 2021.0 |

AI, Artificial Intelligence, IT, TFT, time-series analysis, 딥러닝, 머신러닝, 시간, 시계열 분석, 인공지능

◀ 블로그' Related Articles



Comments

빅웨이브에이아이 기술블로그

빅웨이브 이현상 님의 블로그입니다.

구독하기

빅웨이브에이아이 기술블로그



빅웨이브 이현상

Name Password

여러분의 소중한 댓글을 입력해주세요

Secret Send

Blog is powered by kakao / Designed by Tistory

빅웨이브 이현상: coolwin200@gmail.com / 빅웨이브 박정환: wkdrk8888@naver.com