Multicentre validation of a sepsis prediction algorithm  
using only vital sign data in the emergency department,  
general ward and ICU &

Machine learning for prediction of septic shock at initial triage in ED

두 논문의 결과를 종합한 고찰

David Hwang

Jonghee Kim et al.과 Qingping Mao et al.을 고려하였을 때

SEPSIS-3라는 consensus에 기반하여 데이터 inclusion을 하는 것은 타당하다. Mao보다 Kim 쪽이 이러한 부분에 있어서는 근거가 존재한다고 볼 수 있다.

우리가 사용하는 데이터가 MIMIC-3, eICU라고 하였을 때,  
Suspected Infection까지는 Singer M, Deutschman CS, Seymour C, Shankar-Hari M, Annane D, Bauer M, et al. The third international consensus definitions for sepsis and septic shock (Sepsis3). JAMA 2016;315:801–10. <https://doi.org/10.1001/jama.2016.0287>.

여기에 정의 되어있어서 참고가 가능하다. 여기서 한 번 더 Suspected infection을 구분하겠다면, Mao가 취한 방식처럼 ICD-9 code도 병행하여 2차 판별을 해줄 수 있겠다.   
Mao의 한계점은 ICD-9만 사용했다는 것이지만 이렇게 하면 다르다.

다만 adequate volume resuscitation은 여전히 어려운 숙제이다.  
CVI >= 2 (3h <= ED treatment <= 24h) with lactate >= 2는 SEPSIS-3에 따라 나름 타당하다고 생각되기는 하나, 이를 ICU의 입장에서 바라보아야 한다. 또한 Time Window에 대한 합리성도 재검토가 필요하다.

추가적으로 사용할 기준으로 SIRS도 사용하면 좀 더 명확하게 infection을 감지할 수 있을 거라 기대된다.

Data Imputation

Mao는 carry-forward 방식을 취하였지만, 이럴 경우 환자의 누락된 바이탈이 지속될 경우, constant function이 형성될 수 있다. 그리고 이것은 부자연스럽다. 그렇기 때문에 우리는 Linear interpolation을 대안으로 제안한다. 이것의 합리성과 검증은 필요할 것이다.

Feature Engineering

Mao에 따르면 onset을 기준으로 한 이전 시간들의 바이탈 데이터, 그리고 그 사이의 차분 변화율을 feature로 사용한다. 이 부분은 아직 좀 더 고려가 필요해 보이나, 마땅한 아이디어가 없다면 Mao의 아이디어를 사용하는 것도 좋은 방법으로 보인다. 또한 여기에 추가로 AVPU도 사용해주면 좋을 듯 하다.

Kim에 따르면, GBM과 ensemble 모델이 제일 좋은 성능을 보여주는 모델이라고 한다. 그리고 Mao는 GBM을 사용한다. 이를 감안했을 때, 본 데이터를 80:20으로 GBM 또는 XGBoost에 사용한다면 어떠한 결과가 나올지 궁금하다.

만약 데이터의 실험군과 대조군이 불충분하다면 imbalance method를 동원할 필요가 있으며,  
Overfitting이 발생한다면, DropOut 등의 Regularization method가 필요할 듯 하다.

이후에는 최대한 다양한 데이터에 테스트해서 결과를 확인해서 generalization이 잘 이루어졌는지 확인해 볼 필요가 있을 듯 하다.