

2023년 대한민국의 극단적 선택으로 인한 총 사망자 수는 13,661(자살률 26.7)로 집계됐다. 이는 하루 평균 35.4명, 즉, 2시간마다 3명이 삶을 스스로 마감하는 셈인데, 2010년에 비해 극단적 선택률은 적게 감소했음에도 불구하고 여전히 세계 수준에서 높은 수준을 갖는 것으로 드러났다. 교과서에 의하면 “자살에 영향을 미치는 요인은 굉장히 다양하며 요인을 확실하게 정의하기 어렵다”고 한다. 하지만 이러한 요인에 대해 공통적으로 효과적인 경향을 보이는 치료법이 존재한다고 가정하면 이 치료법을 어느 상황에서 어떠한 방식으로 사용하는 것이 적합한지에 대해 연구하고자 한다.

“자살성향 측정척도들의 자살예측력에 대한 고찰”에 의하면 Beck의 자살생각 척도(BSS)는 자살 위험성에 대해 평가하기 위해 신뢰도가 우수하며 높은 내적 일관성을 보이는 척도라고 한다. 문항별로 1번 문항: “살고 싶은 소망” 부터 19: “속임수와 은폐” 등 자살에 관한 질문에 대해 각 점수를 부여하고 그에 대한 합을 구하는 척도이다. 한국의 연구(신민섭)에 의하면 고등학생의 경우 평균 9.38점(표준편차 7.35) 대학생의 경우 평균 7.17점(표준편차 7.42) 성인의 경우 평균 3.97점(표준편차 5.64)이다. 점수는 자살 생각과 자살 시도간의 직접적인 인과관계가 없으나 BSS를 최소화하는 방안이 자살 예방에 도움이 될 것이라고 가정하므로, BSS 점수는 자살 위험도와 선형적이며 전체적인 BSS를 최소화하는 방안을 고려하는 것이 가장 좋은 방안이라고 결론을 내릴 수 있다.

서울아산병원의 뉴스룸에 의하면 “대개의 경우 (우울감은) 일시적이고, 시간이 지나면 사라집니다.”라고 한다. 대부분의 우울감의 경우는 시간이 지날수록 감소하는 경향이 있지만 우울증과 같이 “치료가 필요한 병적인 상태”에 놓인 자살 위험도가 높은 환자의 경우는 자살 위험도가 잘 줄지 않는 특징을 갖는다. 그러므로 자살 위험도가 높을수록 시간에 의한 자살 위험도 감소량이 더디게 감소하는 것으로 설계하도록 하겠다.

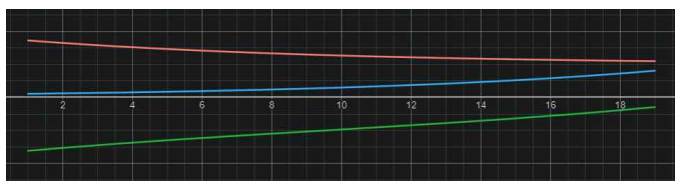
치료법을 여러 가지 정의해보자, 첫 번째로는 자살을 위한 수단적 요인을 제거하는 것이다. 이 치료법은 자살 위험자들을 통제해 수단적 요인을 제거한 상태로 자살 위험도를 자연스럽게 낮추는 방법이다. 수단적 요인을 제거함으로써 실질 자살률은 감소하지만, 이를 통해 자살 위험도가 실제로 감소하였는지에 대한 불확실성이 존재한다. 두 번째로는 모두에게 각 자살 위험도의 원인에 대해 분석하고, 개개인에게 적절한 치료법을 설계하는 것이다. 이 치료법은 비교적 정확한 치료를 제공하지만, 분석하는데 시간이 오래 걸리며, 적절한 치료법을 찾는 데 어려움이 있을 수 있다. 세 번째로는 전문가의 지원을 제한 없이 제공하는 것이다. 본인 의사로 직접 전문가와의 상담이 이루어지는 경우는 교과서에 의하면 1.2%에 불과하지만, 전문적인 치료법을 통해 개인의 자살 위험도를 효과적으로 감소시킬 수 있다. 마지막으로, 개인적 치료가 있다. 주변의 관심을 통해 자살 위험도가 높은 사람에게 도움을 주며 자살 위험도를 낮춰가는 치료법이다. 실제로 “2022년 응급실 기반 자살시도자 사후관리사업 결과 및 10개년 주요 실적 발표”에 의하면 자살 시도를 암시하거나 주변에 도움을 요청한 자살시도자는 56% 정도에 해당한다. 하지만 이러한 신호를 보여줌에도 불구하고 이를 알아차리고 실제 치료로 이어지는 확률은 높지 않다는 점이 있다.

특정 인원수가 주어졌을 때 어떤 치료법을 사용하는 것이 가장 적합한지 측정하는 실험을 계획해보자. 각 실험은 초기 인원수를 입력으로 하며 총 자살 인원과 치료의 최대 효과까지 걸리는 시간을 이용해 점수를 매긴다. 이를 통해 점수가 가장 높은 인원수 10개 후보를 얻어내

는 알고리즘을 작성할 것이다.

구체적인 알고리즘을 설계해보자. 입력된 인원수를 N 이라고 두면 개인의 BSS 초기값은 $N(9.38, 7.35^2)$ 의 분포에서 N 개의 표본을 추출하는 작업을 거친다. 이 표본들을 담은 자살 위험도 초기 배열을 a_0 라고 하자. 이 초기 배열을 지정한 치료법의 여러 방식으로 BSS가 변화하도록 설계하겠다. 또한 연속한 5개의 위험도($a_t, a_{t-1}, a_{t-2}, \dots$)가 16점 이상(자살 생각을 많이 하는 범위)가 존재하면 s (자살자 수)에 1을 더한다. 또한 a_t 의 총합이 가장 작은 경우와 가장 큰 경우를 고려한 최대 효과까지의 t 값을 T 로 둔다. 실험은 무한정 진행할 수 없으므로 T 는 최대 500(M)의 값을 갖도록 한다. 또한 “시간에 의한 자살 위험도(BSS)의 무작위적 증가”와 앞서 설명한 “시간에 의한 자살 위험도(BSS)의 감소”도

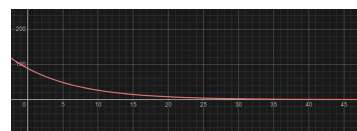
고려하도록 한다. 이를 현재 BSS를 x 값으로 둔 함수로 표현하면 다음으로 표현할 수



있다.(파란색은 BSS감소, 빨간색은 BSS증가, 초록색은 총 BSS 변화) 이를 식으로 나타내면

BSS 증가 함수는 $g_c(x) = \frac{1}{10} \left(\frac{1}{2}\right)^{-c/19 \log(2)x} (g_c(19) = \frac{1}{10} 10^c)$ 로 유도됨), BSS 감소 함수는

$f_c(x) = \frac{1}{10} \left(\frac{1}{2}\right)^{c/19 \log(2)(x-19)} + r$ 과 같다.(c 는 상수이고 r



은 0부터 1사이의 무작위 값이다) T 의 값이 작을수록, s 의

값이 작을수록 부여되는 점수가 커야 하므로 점수의 식은 $100 \left(\frac{1}{1+T}\right)^{\frac{20(s/N+1)}{N}}$ 로 둘 수 있

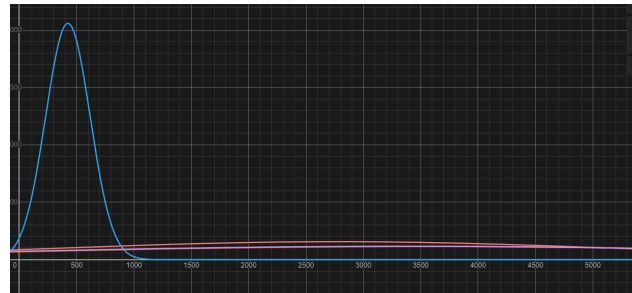
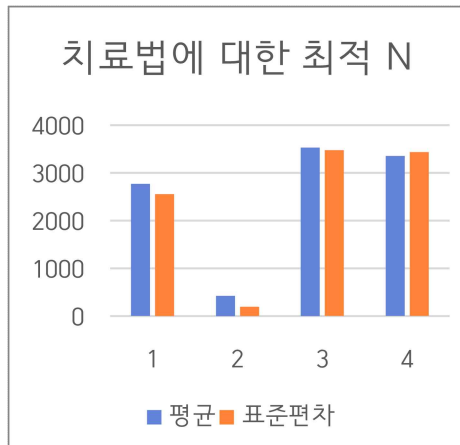
다.(s 에 대한 함수로 T 는 상수 취급함)

첫 번째 치료법의 경우 자살을 위한 수단적 요인을 제거하므로 자살 위험도가 높더라도 자살로 이어지는 현상은 일어나지 않는다. 즉 s 값이 변하지 않는다. 하지만 자연스러운 BSS 감소와 BSS의 무작위적 증가로 인해 BSS가 변화할 수 있다. $c=1.1$ 로 두고, t 의 변화에 따라 각 점수는 $g_c(a_{t-1}) - f_c(a_{t-1})$ 만큼 변한다. 두 번째 치료법의 경우 BSS 증가의 영향을 받지만 BSS 감소는 일정 시간 간격으로 일어나게 된다. $c=1.1$, $c_2=0.2$ 로 두고 각 점수는 치료 기간이 아닐 때: $g_c(a_{t-1})$, 치료 기간일 때: $g_c(a_{t-1}) - f_c(a_{t-1})$ 만큼 BSS가 변화한다. 이때 치료 기간은 $t \geq 20$ 로 잡는다. 세 번째 치료법의 경우 강한 본인 의사와 함께 이루어지는 치료법이므로 $c=1.1$, $c_2=1.8$ 로 두고 t 가 변할 때마다 1.2%의 확률로 지속적인 치료 대상에 선택이 된다. 치료 대상자가 아닐 때: $g_c(a_{t-1})$, 치료 대상자일 때: $g_c(a_{t-1}) - f_c(a_{t-1})$ 만큼 BSS가 변화한다. 마지막 치료법의 경우 자살 시도를 암시하는 것에 비해 주변의 관심이 부족한 상황이므로 c 값이 더 커야 한다. 그러므로 $c=1.25$, $c_2=1.8$ 로 두고 t 가 변할 때마다 56%의 확률로 t 에서만 치료 대상에 선택이 된다. 치료 대상자가 아닐 때: $g_c(a_{t-1})$, 치료 대상자일 때: $g_c(a_{t-1}) - f_c(a_{t-1})$ 만큼 BSS가 변화한다.

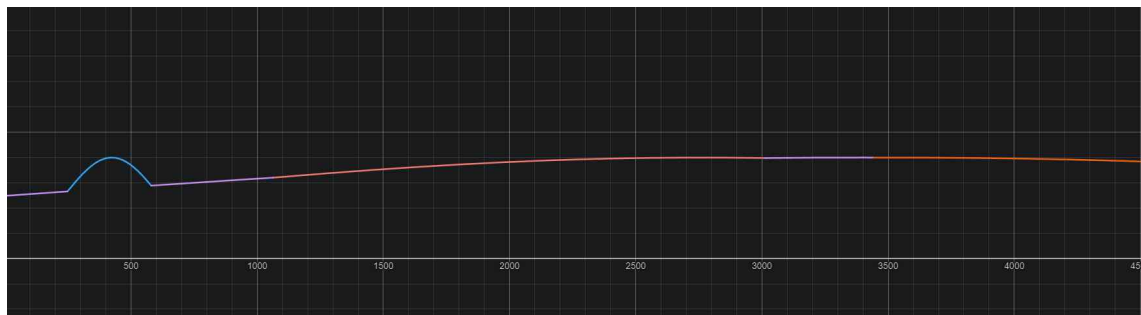
구하고자 하는 결과값은 각 치료법에 의한 최적의 N 의 값을 찾는 문제이므로 유전자 알고리즘을 사용한다. 유전자 알고리즘에 대해 간단히 설명하면 유전자 진화를 본뜬 알고리즘으로, 매번 세대에 기존 세대를 바탕으로 한 유전자를 만들고, 점수가 더 높은 유전자를 확률적으로 선정해 새로운 유전자를 만들어가는 알고리즘이다. 유전자를 N 으로 사용해 각 유전자에 대해 점수를 매기고, 이를 바탕으로 최적의 점수를 갖는 N 을 찾으면 된다.

그럼 이 알고리즘을 이용해서 실험을 진행해보자. ts-gaussian(scttcper 개발)과 @smiilliin/genetic-algorithm(필자가 직접 개발)을 이용해서 알고리즘을 구현했다.

<https://github.com/smiilliin/sbyn-research>



빨간색,파란색,주황색,보라색 순으로 1,2,3,4이고 최댓값은 2,1,4,3순으로 크다



x를 각 치료법에 대해 표준화(Z점수)를 한 후 정규분포 확률밀도함수에 대입했을 때 가장 큰 값을 표시했다

실험 결과 3번 치료법이 가장 표준편차가 큰 것으로 보아 넓은 범위의 N에 대해, 즉 넓은 범위의 인원수가 주어졌을 때 가장 효과적인 치료법임을 알 수 있다. 2번의 경우 상대적으로 적은 인원수에서 좁은 범위의 인원수가 주어졌을 때 효과가 있다. 결론적으로 N이 큰 경우 1,4,3에서 치료법을 고려할 수 있으며 인원수가 점점 커질수록 4,1,3순으로 효과적임을 알 수 있다. 또한 N이 작은 경우 2를 고려할 수 있으나 유효 범위는 좁다는 것을 알 수 있다.

정리하자면 “전문가의 지원을 제한 없이 제공”이 가장 넓은 범위에서 효과적이었고, 대상자 수가 클수록 “전문가의 지원을 제한 없이 제공” > “자살을 위한 수단적 요인을 제거함” > “주변의 관심을 통해 자살 위험도가 높은 사람에게 도움을 줌” > “모두에게 각 자살 위험도의 원인에 대해 분석하고, 개개인에게 적절한 치료법을 설계하는 것”으로 유리하다.

본 연구를 통해 대상자 수에 따른 적절한 치료법의 선택이 중요함을 강조하고자 하였다. 또한 아무리 자살률을 줄이는 치료법이라 할지라도 최대의 효과를 갖는 치료의 시간도 고려하였다. 하지만 이 결과값은 필자의 경험과 판단에 의해 각 계수가 결정된 경향이 있으므로 실제 사례와 연구를 통해 더 정확한 계수를 얻을 필요성이 있어 보인다. 또한 더 많은 치료법을 설계하고 이 알고리즘을 이용함으로써 다양한 치료법에 대한 효과를 비교할 수 있음을 기대한다.