

UX-ABC 法の提案と Inverse TRISim への応用

Exploit of UX-ABC method and Applicability to InverseTRISim with UX-ABC method

小林 篤史*
Atsushi Kobayashi

古市 昌一*
Masakazu Furuichi

* 日本大学大学院生産工学研究科数理情報工学専攻
Graduate School of Industrial Technology, Nihon University

We are prototyping InverseTRISim as the system to estimate initial parameters of TRISim which supports study tool with respect to triage operation method in the hospitals. Its system use inverse simulation method to estimate initial parameters. We apply ABC algorithm to inverse simulation engine. However, this algorithm is late with respect to convergence speed and has possibilities to fall into local minimal solution. Therefore, this algorithm is unclear convergence performance in InverseTRISim. This study proposes UX-ABC algorithm to enhance the performance and speed of convergence compared with ABC algorithm. This study applies this algorithm to InverseTRISim and preliminary evaluates InverseTRISim.

1. はじめに

大規模災害や救急医療の場合、緊急度の異なる傷病者が診察や治療を受けに多数来院するため、医療機関は平時と異なる対応をする必要性が生じる。このような状況下における医療手法としてトリアージがある。トリアージとは一人でも多くの傷病者に対して最善の治療を行う手法である。日本では、日本救急医学会が2012年にJTAS(Japan Triage and Acuity Scale)[日本救急医学会, 2012]として標準化した。この手法は各病院の標準的なトリアージに基づいて使用されているが、病院ごとに利用されているトリアージプロトコルは異なっている。そのため、各病院の運用者は病院の特性に合わせて運用方法等を検討し、トリアージの運用をしている。運用方法の検討にはトリアージ手法、緊急度基準及びトリアージ結果のような病院ごとの特性を考慮することが重要である。従来このような研究では待ち行列を利用した研究がよく行われている[Di, 2014]。患者の待ち時間及び在院日数の解析等が実施されており、成果を得ている。他方マルチェージェントシミュレーション(MAS)による研究が近年増加している[Ana, 2013]。従来の待ち行列を用いたものよりも詳細なシミュレーション及び、詳細結果の解析が可能となることから、待ち時間及び在院日数の解析、さらには動きの可視化等様々な成果が得られている。このようなことから MAS による検討が重要になってきている。そこで、我々は各病院の運用者へ病院の特性を考慮できるトリアージ運用方法検討マルチェージェントシミュレーションツール TRISim を提案及び開発した[Atsushi, 2016]。この TRISim 開発によりトリアージ運用方法の検討が可能となったがシナリオ設定及びパラメータ設定は手作業で実施する必要がある。各病院毎の最適パラメータを見つけるにはシミュレーションを実行し、結果を初期パラメータに反映させるプロセスを繰り返し実施する必要がある。最適解を得るには多大な労力を必要とする。そこで、初期設定パラメータを推定する手法である逆シミュレーション手法[倉橋, 1999]を導入した InverseTRISim を提案した[Atsushi, 2016]。しかし InverseTRISim の最適化アルゴリズムに ABC(Artificial Bee Colony)アルゴリズムを使用しているため、収束速度が遅く、大域的最適解へ収束できているのかが不明であった。そこで本研究では、収束速度及び性能を向上させた UX-ABC(UNDX-ABC)法を提案し、従来手法と比較してより

最適解へ高速に収束することができるかどうかを検討する。

2. TRISim の概要

図1にTRISimの概要を示す。

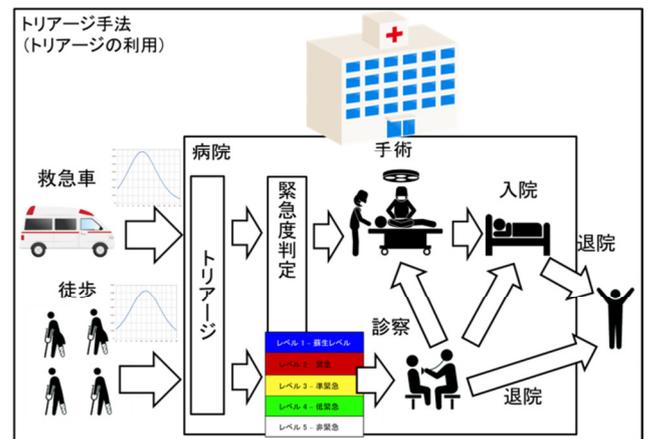


図1 TRISim の概要

患者が救急車両あるいは徒歩により来院し、医師あるいはトリアージナースからトリアージを受けて緊急度が判定される。判定結果を基に患者は手術あるいは処置を受けて入院し、病状が改善次第退院あるいは診察を受けて、手術あるいは入院、退院する。救急部門の一連の流れをシミュレーションすることにより、トリアージ運用方法の提案及び検討ができるようなマルチェージェントシミュレーションツールがTRISimである。

3. InverseTRISim の概要

図2にInverseTRISimの概要を示す。InverseTRISimは通常シミュレーション及び逆シミュレーションから構成される。

3.1 通常シミュレーション

通常シミュレーションでは各部屋の部屋数及びそこに所属するエージェントの人数、モデルのパラメータの設定といったシナリオを設定し、シミュレーションを実行し結果を得る。結果の解析及び評価を行い、それを基にパラメータの変更を実施し、再度シミュレーションを実行するというプロセスを繰り返し必要な結果を得る。

シミュレーションの構成としては次の通りである。部屋の構成を診察室、手術室、初療室、観察室、重症観察室、ICU、

連絡先: 小林篤史, 日本大学大学院生産工学研究科数理情報工学専攻, 千葉県習志野市泉町 1-2-1, ciat15001@g.nihon-u.ac.jp

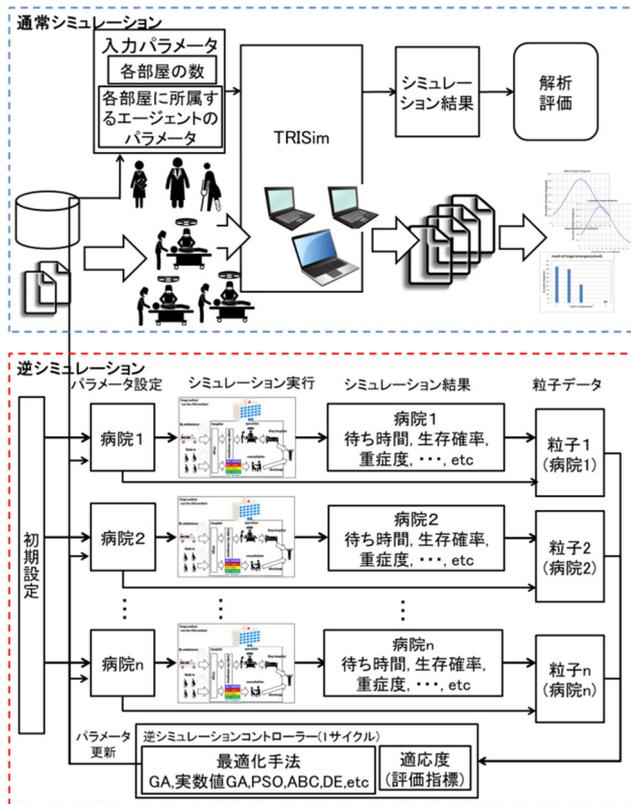


図 2 InverseTRISim のシステム構成

HCU, 一般病棟, 待合室, X線室, CT室, MRI室, 血管造影室とし, エージェントの構成を医師, 看護師, 医療技師及び患者とする. 各エージェントのふるまひは公刊文献上に記載されているプロセス等を基に構成されている. 患者エージェントに関しては詳細な傷病状態のモデル[日本外傷診療研究機構, 2014]及び生存確率[藤木, 2009]を考慮したモデルとする.

3.2 逆シミュレーション

逆シミュレーションでは初期パラメータ決定のための評価指標及び病院の救急部門を複数粒子設定し, 構成される部屋にエージェントに関するパラメータをランダムに設定する. 救急部門ごとにシミュレーションを実行して, 結果を取得し, 反映したパラメータと合わせて 1 粒子とみなし, 逆シミュレーションエンジンに入力し, 最適化計算を 1 サイクル実行する. 算出したパラメータをそれぞれの救急部門において更新する. このプロセスを最適値に収束するまで繰り返し実行するというものである. 得られたモデルパラメータを初期パラメータとして通常シミュレーションを実行し, 解析評価を実施することが可能となる. 本研究では逆シミュレーションエンジンに ABC 法を使用する.

3.3 ABC アルゴリズム

ABC アルゴリズムは群知能アルゴリズムの 1 つとして [Karaboga, 2005] によって提案されたものであり, 蜜蜂のみつを探す行動を基に 3 種類の蜜蜂を定義し, その行動を基に最適化問題適用した手法である. さらにこの分野において従来からよく利用されている粒子群最適化法では収束しづかった関数及び高次元の最適化問題に関しても大域的最適解へ収束しやすいという報告がなされている [Karaboga 2007].

3.4 UX-ABC アルゴリズム

ABC アルゴリズムは他の群知能アルゴリズムと比較すると収束性能は良いが, 収束速度が遅い.そのため, 近年ではこれをよ

り高速化, 高性能化を目指して研究が進んでおり, 本研究ではその改良型の ABC 法の一つである, Best-so-Far ABC [Banharnsakun, 2011]法を基にして, 実数値遺伝的アルゴリズムの手法である UNDX を組み合わせた UX-ABC(UNDX-ABC)法を提案する.

ステップ 1 初期化

各探索点の初期位置をランダムに設定する. 設定後最良個体を求めて x_{best} とする.

$$x_{ij} = \psi_{ij} \quad (1)$$

$$i_b = \arg \min_{i \in N} f(x_i) \quad (2)$$

$$x_{best} = x_{i_b} \quad (3)$$

i は個体番号, j は次元番号, i_b は最良個体番号, x_{i_b} は現世代での最良個体位置, x_{best} は最良個体位置を表す. ψ_{ij} は $[-C, C]$ の範囲で発生させる一様乱数とする.

ステップ 2 Employ Bee による探索

以下の式(4)~(6)により探索を実施する.

$$v_{ij}^g = x_{ij}^g + \psi_{ij}^g (x_{ij}^g - x_{mh}^g) \quad (4)$$

$$x_{ij}^g = \begin{cases} v_{ij}^g & f_i(v_i^g) \leq f_i(x_i^g) \\ x_{ij}^g & \text{それ以外} \end{cases} \quad (5)$$

$$C_i = \begin{cases} 0 & f_i(v_i^g) \leq f_i(x_i^g) \\ C_i + 1 & \text{それ以外} \end{cases} \quad (6)$$

i は個体番号, j は次元番号, g は世代数, m はランダムに決定した個体番号を表す. h は探索点ごとにランダムに選択された次元番号を表す. ψ_{ij} は $[-1, 1]$ の範囲で発生させる一様乱数, x_i は個体 i の位置, v_{ij}^g は x_{ij}^g の更新候補個体, f_i は個体 i の適応度, C_i は連続して位置が更新されなかった回数を表す.

ステップ 3 現時点での最良位置の探索

現時点での最良個体の位置の探索を実施する.

$$i_b = \arg \min_{i \in N} f(x_i) \quad (7)$$

$$x_b = x_{i_b} \quad (8)$$

i は個体番号, i_b は最良個体番号, N は個体数及び x_b は現時点での現世代の中での最良個体位置を表す.

ステップ 4 Onlooker Bee による探索

個々体の相対適応度を算出し, ルーレット戦略により更新候補個体を選択し, 式(9)~式(13)により位置を更新する.

$$P_i^g = \frac{f_i^g}{\sum_{n=1}^N f_n^g} \quad (9)$$

$$s = \arg \min_{i \in N} (P_i^g \leq \zeta \leq P_{i+1}^g) \quad (10)$$

$$v_{ij}^g = x_{sh}^g + \phi_{ij}^g \times \text{fitness}(x_b^g) \times (x_{sh}^g - x_{bh}^g) \quad (11)$$

$$x_{sj}^g = \begin{cases} v_{ij}^g & f_i(v_i^g) \leq f_i(x_i^g) \\ x_{sj}^g & \text{それ以外} \end{cases} \quad (12)$$

$$C_s = \begin{cases} 0 & f_s(v_s^g) \leq f_s(x_s^g) \\ C_s + 1 & \text{それ以外} \end{cases} \quad (13)$$

s はルーレット選択により選択した個体番号を表す. s は相対適応度のルーレット選択により求めた個体番号を表す. i は個体番号, j は次元番号, g は世代数, b は世代 g における最良個体の番号を表す. h は探索点ごとにランダムに選択された次元番号を表す. ϕ_{ij}^g は $[-1, 1]$ の範囲で発生させる一様乱数, x_i は個体 i の位置, v_{ij}^g は x_{sj}^g の更新候補個体, f_i は個体 i の適応度, C_s は連続して個体 s の位置が更新されなかった回数を表す. ζ は $[0, 1]$ の一様乱数とする. P_i^g はルーレット戦略における選択確率を表す. f_s は世代 g における適応度を表す.

$fitness(x_b^g)$ は現世代における最良個体の相対適応度を表す。

ステップ 5 Scout Bee による探索

更新がなされなかった個体に対して新たな位置を探索するように更新する。(14)式, (15)式のようにする。

$$s = \begin{cases} UNDX(x) & C_i \geq C_{limit} \\ x & \text{それ以外} \end{cases} \quad (14)$$

$$c = \begin{cases} 0 & C_i \geq C_{limit} \\ C & \text{それ以外} \end{cases} \quad (15)$$

x は現在の個体位置データとする。 s は更新後の新たな探索位置とする。 $UNDX$ は $UNDX$ を実行する関数とし、 C_i は個体 i の位置が連続して更新されない回数を表し、 C_{limit} はその閾値とする。

ステップ 6 最良値の取得

現世代と現世代までに得られた最良個体を比較して、現時点での最良個体を更新する。最良個体の適応度が最適解に収束したならば終了し、していないならばステップ 2 へ戻る。

$$i_b = \arg \min_{i \in N} f(x_i) \quad (16)$$

$$x_{best} = \begin{cases} x_{i_b} & f(x_{i_b}) \leq f(x_{best}) \\ x_{best} & \text{それ以外} \end{cases} \quad (17)$$

i は個体番号、 i_b は最良個体番号、 x_{i_b} は現世代での最良個体、 x_{best} は前世代までの最良個体位置を表す。

4. シミュレーション実験

本研究において提案している UX-ABC 法が ABC 法よりも収束速度が速いかどうか InverseTRISim を用いて検証する。

4.1 シナリオ設定

日本の一般的な救命救急センターの救急部門を想定する。構成される部屋を救急部門に関連する部屋を含め、診察室、手術室、初療室、ICU、HCU、一般病棟、待合室、X線室、CT室、MRI室及び血管造影室とする。医師は診察室、手術室、初療室、ICU及びHCUに所属するものとする。看護師は診察室、手術室、初療室、ICU、HCU、一般病棟及び待合室に所属するものとする。医療技師はICU、HCU、X線室、CT室、MRI室、血管造影室及びFast室に所属するものとする。患者は1日約38人来院するものとし、到達分布を図3とする[聖隷浜松病院, 2015]。

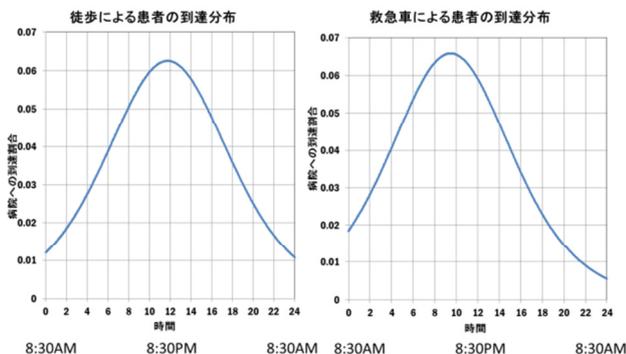


図3 患者の到達分布

図の左側が徒歩、右側が救急車により来院する患者の到達分布を表す。初期時間は AM8:30 とし最大を 24 時間後の

AM8:30 とする。来院患者の時間単位での到達分布を本研究ではロジスティック分布に基づき設定するものとする。

逆シミュレーションの評価指標として、NEDOCS(National Emergency Department Overcrowding Study)を使用する[Weiss, 2004]。NEDOCS は救急部門における混雑状況を表した指標であり、(18)式により示す。この指標を用いて救急部門の混雑状況を評価がなされている。

$$NEDOCS = -20 + 85.8 \times \frac{Totalpatients}{EDBeds} + 600 \times \frac{Admits}{HospitalBed} + 13.4 \times Ventilators + 0.93 \times (LongestAdmits) + 5.64 \times (Lastbedtime) \quad (18)$$

各変数は次の通りである。Total patients は現時点での全患者数を表す。ED Beds は救急部門の総ベット数を表す。Admits は救急部門における患者の数を表す。Hospital beds は病院の病床数を表す。Ventilators は救急部門における人工呼吸器装着患者数を表す。Longest admits はもっとも長く在院している患者の時間を表す。Last bed time は最後に入院したと判断された患者の病院到達から入院までの時間を表す。

NEDOCS ではスコアにより混雑度合いの定義がなされている。詳細は次の通りである。 $0 \leq Score \leq 50$ では通常業務程度の混雑状況を表す。 $51 \leq Score \leq 100$ では忙しいが通常業務可能程度の混雑状況を表す。 $101 \leq Score \leq 140$ では混雑している状況を表す。 $141 \leq Score \leq 180$ では厳しい混雑状況を表す。 $180 \leq Score$ では災害が発生した場合の混雑状況を表す。

実験期間はシミュレーション時間で1日とし、それを実行後逆シミュレーションによりシミュレーションを実行する。逆シミュレーションの回数を1000回とする。

4.2 シミュレーション結果

図4にABC法及びUX-ABC法を用いた場合の逆シミュレーション結果を示す。

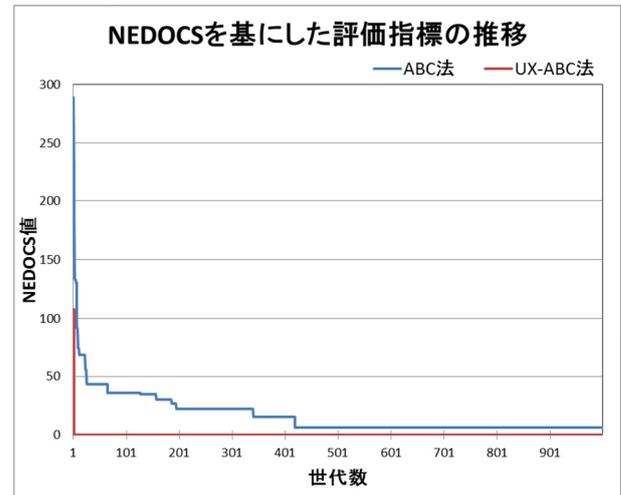


図4 ABC法, UX-ABC法の比較

縦軸が NEDOCS 値、横軸が世代数を表す。初期状態では厳しい混雑状態であるが、世代を重ねるごとに NEDOCS 値が減少していき、世代が 1000 世代まで経ると通常業務可能程度の混雑度合いまで収束している。さらに UX-ABC 法のほうが ABC 法よりも早い世代で収束していることがわかる。以上より UX-ABC 法が ABC 法よりも高速に最適値へ収束していることが分かった。

表1にABC法及びUX-ABC法における初期状態、表2にABC法における収束状態の設定パラメータを示す。表3にUX-ABC法における収束状態のパラメータを示す。

表 1 ABC 法及び UX-ABC 法の初期設定パラメータ

	部屋数	医師数 (1部屋当り)	看護師数 (1部屋当り)	医療技師数 (1部屋当り)
診察室	1	1(1)	1(1)	0
手術室	1	1(1)	1(1)	0
初療室	1	1(1)	1(1)	0
観察室	1	0	1(1)	0
重症観察室	1	0	1(1)	0
ICU	1	1(1)	1(1)	0
HCU	1	1(1)	1(1)	0
一般病棟	1	0	1(1)	0
待合室	1	0	1(1)	0
X線室	1	0	0	1(1)
CT室	1	0	0	1(1)
MRI室	1	0	0	1(1)
血管造影室	1	0	0	1(1)
Fast室	1	0	0	1(1)

表 2 ABC 法の収束時の設定パラメータ

	部屋数	医師数 (1部屋当り)	看護師数 (1部屋当り)	医療技師数 (1部屋当り)
診察室	4	4(1)	4(1)	0
手術室	4	4(1)	4(1)	0
初療室	2	2(1)	2(1)	0
観察室	1	0	1(1)	0
重症観察室	1	0	1(1)	0
ICU	6	6(1)	6(1)	0
HCU	4	4(1)	4(1)	0
一般病棟	6	6(1)	6(1)	0
待合室	1	0	3(3)	0
X線室	1	0	0	3(3)
CT室	1	0	0	3(3)
MRI室	1	0	0	3(3)
血管造影室	1	0	0	3(3)
Fast室	1	0	0	3(3)

表 3 UX-ABC 法の収束時の設定パラメータ

	部屋数	医師数 (1部屋当り)	看護師数 (1部屋当り)	医療技師数 (1部屋当り)
診察室	4	4(1)	4(1)	0
手術室	13	13(1)	26(1)	0
初療室	10	20(2)	30(3)	0
観察室	2	0	1(1)	0
重症観察室	4	0	1(1)	0
ICU	4	4(1)	4(1)	0
HCU	7	21(1)	7(1)	0
一般病棟	135	0	135(1)	0
待合室	1	0	7(7)	0
X線室	1	0	0	2(2)
CT室	14	0	0	14(1)
MRI室	6	0	0	6(1)
血管造影室	14	0	0	14(1)
Fast室	1	0	0	2(2)

以上より、ABC 法及び UX-ABC 法で明らかに逸脱したデータが得られていないことから、適切に初期パラメータを推定できたことがわかった。

5 まとめ

本研究では ABC 法よりも性能を向上させた UX-ABC 法を提案し、この UX-ABC 法を InverseTRISim に適用し、ABC 法適用時よりも高速に最適値へ収束することを示した。今後、通常シミュレーションを実施し、患者の待ち時間や在院日数の解析を行い、待ち時間が短縮されているのかなどの解析を実施する予定である。さらに本研究では単目的最適化問題として適用したが、こ

れを多目的最適化問題へ拡張し、より様々な制約条件のもとでパラメータ推定できるように検討する予定である。

参考文献

- [日本救急医学会 2012], 日本救急看護学会:緊急度判定支援システム JTAS 2012 ガイドブック, へるす出版, 2012.
- [Lin, 2014] Di Lin, Jonathan Patrick, Fabrice Labeau : Estimating the waiting time of multi-priority emergency patients with downstream blocking, Health Care Management Science, 17, pp.88-99, 2014.
- [Centeno, 2013] Ana Paula Centeno, Richard Martin, Robert Sweeney: REDSim: A Spatial Agent-Based Simulation For Studying Emergency De-partments, Proceedings of the 2013 Winter Simulation Conference, pp.1431-1442, 2013.
- [Kobayashi, 2016] Atsushi Kobayashi, Masakazu Furuichi:“TRISim:TRIage Simulation of a Simulation System to Exploit and Assess Triage Operation for Hospital Managers”, Spring Simulation Multi-Conference 2016. Society for Modeling and Simulation International, 2016.
- [Kobayashi, 2016] Atsushi Kobayashi, Koji Suginuma, Masakazu Furuichi,“An Applicability of ABC Method to Inverse Simulation and Application to Triage Simulation”, 14th European Conference on Multi-Agent Systems in Valencia, 2016.
- [倉橋, 1999] 倉橋節也, 寺野隆雄:逆シミュレーション手法による人工社会モデルの分析, 計測自動制御学会論文集, 35-11, pp.1454-1461, 1999.
- [日本外傷診療研究機構, 2014] 日本外傷診療研究機構:日本外傷データベース報告, pp.1-64, 2014.
- [藤木, 2009] 藤木直子, 阪本雄一郎, 本村陽一, 西田佳央, 野口昭治: ペイジアンネットワークを用いた生存率予測モデルの統計的学習と評価, 人工知能学会全国大会第 23 回, 2009.
- [Karaboga, 2005] Dervis Karaboga :An Idea based on Honey Bee Swarm for Numerical Optimization, Technical Report-TR06, Erciyes University, Engineering Faculty Computer Engineering Department, 2005.
- [Karaboga, 2007] Dervis Karaboga, Bahriye Basturk :A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm, 39, pp.459-471, 2007.
- [Banharsakun,2011] Anan Banharsakun, Tiranee Achalakul, Boon-charoen, Sirinaovakul :The best-so-far selection in Artificial Bee Colony Algorithm, Applied Soft Computing, 11, pp.2888-2901, 2011.
- [聖隷浜松病院, 2015] 聖隷浜松病院臨床インディケータ— 2015 年 度 , <http://www.seirei.or.jp/hamamatsu/guidance/activity/clinical-indicators/>, (閲覧日 2017.2.27).
- [Weiss, 2004] Steven L. Weiss, Robert Derlet, Jeanine Arndahl, Amy A. Ernst, Johnm Richards, Madonna Fernan-dez-Frankelton, Robert Schwab, Thomas O. Stair, Peter Vicellio, David Levy, Mark Brautigam, Ashira Johnson Todd G. Nick, : Estimating the Degree of Emergency Department Overcrowding in Academic Medical Centers: Results of the National ED Overcrowding Study(NEDOCS), Journal of the Society for Academic Emergency Medicine, Vol.11, No.1, pp.38-50. Academic Emergency Department (2004)