



Revista UIS Ingenierías

ISSN: 1657-4583

Universidad Industrial de Santander

Arias-Osorio, Javier; Bautista, Diana Karina; Meneses-Pico, Christian Camilo
Revisión de literatura sobre los modelos de optimización en programación de turnos de enfermería
Revista UIS Ingenierías, vol. 18, núm. 2, 2019, pp. 245-257
Universidad Industrial de Santander

DOI: <https://doi.org/10.18273/revuin.v18n2-2019023>

Disponible en: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=553762533024>

- Cómo citar el artículo
- Número completo
- Más información del artículo
- Página de la revista en redalyc.org

UNEN
redalyc.org

Sistema de Información Científica Redalyc
Red de Revistas Científicas de América Latina y el Caribe, España y Portugal
Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso
abierto

Revisión de literatura sobre los modelos de optimización en programación de turnos de enfermería

Literature review on optimization models in nursing shift programming

Javier Arias-Osorio^{1a}, Diana Karina Bautista², Christian Camilo Meneses-Pico^{1b}

¹Grupo de Optimización y Organización de Sistemas Productivos, Administrativos y Logísticos (ÓPALO), Escuela de Estudios Industriales y Empresariales, Universidad Industrial de Santander, Colombia.

^a Orcid: 0000-0001-6149-556X, ^b 0000-0002-7795-8239

Correos electrónicos: ^a jearias@uis.edu.co ^b christianmani2006@gmail.com

²Escuela de Estudios Industriales y Empresariales, Universidad Industrial de Santander, Colombia.

Orcid: 0000-0001-8677-8208. Correo electrónico: diana_kry@hotmail.com

Recibido: 12 mayo, 2018. Aceptado: 28 febrero, 2018. Versión final: 11 marzo, 2019.

Resumen

Dado que la programación de turnos de enfermería (NSP) es un componente esencial en la calidad del servicio de salud, y debido al gran número de investigaciones desarrolladas sobre NSP en la literatura, se desarrolla una revisión de literatura sobre los artículos sobre NSP realizados desde 2003 hasta la fecha. A partir de este trabajo, se logran identificar la tendencia y las necesidades propias de este problema, las cuales se caracterizan por (1) la necesidad de cerrar la brecha entre academia y práctica, mediante el desarrollo de modelos objetivos de representación del problema, y (2) desarrollar investigación sobre técnicas de solución capaces de tratar modelos de gran complejidad, sin sacrificar el recurso computacional. Este artículo presenta una revisión de literatura sobre los modelos de optimización en la programación de turnos de enfermería, publicados desde 2003 hasta la fecha.

Palabras clave: logística hospitalaria; métodos de optimización; modelos de optimización; programación de turnos de enfermería.

Abstract

Being the nurse shift scheduling an essential component of the quality of the health service and due to the big amount of research conducted regarding the Nurse Scheduling Problem (NSP), a literature review is carried out concerning articles on NSP published from 2003 up to now. As a result of this work, we were able to highlight the tendencies and own needs of this problem, which are characterized by: (1) the need to close the gap between academy and practice through the development of objective models that represent the problem and (2) research about solution techniques capable of processing models of great complexity, without sacrificing the computational resource. This article presents a literature review on optimization models in the NSP published since 2003.

Keywords: hospital logistics; optimization models; optimization methods; healthcare; nurse shift scheduling.

1. Introducción

La ‘logística hospitalaria’ se define como el desarrollo de todas las actividades de transformación, así como de flujo

de recursos y pacientes en la institución prestadora de servicios médicos, que abarca al mismo tiempo la toma de decisiones relacionadas con la forma en que se asignará cada recurso. En otras palabras, este proceso es

el encargado de alcanzar los recursos materiales y de servicios en la cantidad, calidad y oportunidad requerida por los usuarios, tanto internos como externos, para el cumplimiento de los objetivos estratégicos y funcionales del hospital. Aguirre S. *et al.* [1].

De igual forma, la logística hospitalaria es clasificada como logística interna y externa, definiendo como interna a aquella que abarca el flujo de pacientes, recursos e información en el interior del establecimiento del hospital, y externa, la que contempla el estudio de las relaciones entre hospitales de una misma red. La aplicación de esta logística, ya sea interna, ya sea externa, en los centros hospitalarios, se realiza principalmente para la reducción de costos administrativos y operativos, eficiencia en la gestión de los recursos, optimización de flujos en el sistema y sostenibilidad de un alto nivel de calidad del servicio.

Como un componente de la logística interna, la programación de turnos de enfermería se relaciona con otros recursos propios de la atención médica, y su rol es bastante importante en la provisión de un servicio médico de alta calidad. Una programación deficiente resultará en insatisfacción laboral, y esta es una causa demostrada del deterioro del servicio de salud en general. Los horarios atípicos y en muchas ocasiones largos a los que deben someterse las enfermeras son una característica que debe ser tratada con especial atención. Debido a la creciente atención que se le ha otorgado al tema en los últimos años y a su importancia dentro de la logística hospitalaria, se hace necesario consultar, documentar y comparar los diversos trabajos realizados sobre la programación de turnos de enfermería. Este artículo es el resultado de una revisión de literatura sobre el tema de programación de turnos de enfermería, sus modelos, métodos de solución e investigaciones más representativas realizadas por diversos autores e investigadores.

2. Metodología

El desarrollo de la investigación se aborda como un proceso documental, tanto cualitativo como cuantitativo, que emplea diferentes métodos de búsqueda, análisis, valoración y validación de la información (véase figura 1).

Para realizar la investigación sobre información existente en artículos indexados, se establece la ecuación de búsqueda siguiente:

$(TS = ((Nurse \text{ AND } (Scheduling \text{ OR } Timetable \text{ OR } Planning \text{ OR } Reprogramming \text{ OR } Shift* \text{ OR } staff* \text{ OR } roster*)) \text{ AND } (Optimiz* \text{ OR } "Model Optimization" \text{ OR } Model*))) \text{ AND } TI = ((Nurse \text{ OR } Staff) \text{ AND } (Scheduling$

$\text{OR } Timetable \text{ OR } Planning \text{ OR } Reprogramming \text{ OR } Shift \text{ OR } roster*)) \text{ AND } (stype.exact("Scholarly Journals"))$

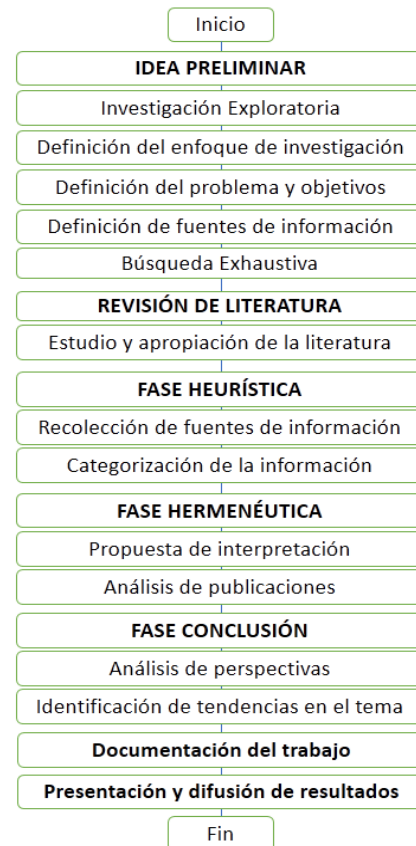


Figura 1. Desarrollo metodológico.

A partir de una búsqueda inicial, se encuentra que existe una revisión de bibliografía de Cheang B. *et al.* [2] sobre el problema a estudiar; es por ello que se define para esa investigación la ventana de tiempo de 2003 a la fecha. Se considera la búsqueda en las bases de datos Scopus y ScienceDirect.

La narrativa se desarrolla de manera cronológica y evolutiva por autores, trasladando su análisis en tablas de clasificación por modelos y técnicas empleadas.

3. Revisión de literatura

Ikegami A. y Niwa A. [3] contemplan la modelación centrada en subproblemas, un modelo flexible metaheurístico en el que se tienen en cuenta las consideraciones del personal a cargo de la planeación, solucionando mediante la aplicación de algoritmos basados en la búsqueda tabú. Estas preferencias se consideran en el marco de una programación de horarios cíclicos.

Moz M. y Vaz Pato M. [4], mediante la formulación de programación lineal entera, describen la situación de reconstruir la lista de tareas asignadas a las enfermeras como un problema de flujo multiservicio, a través de modelo de redes, realizando una primera aproximación de solución gracias a la aplicación de una heurística constructiva basada en la configuración de reglas jerárquicas, para imponer restricciones coercitivas y así generar una solución factible. Dado que no hay garantía de que la heurística alcance dicha solución, también se realizan pruebas usando el optimizador CPLEX. Posteriormente, Moz M. y Vaz Pato M. [5] presentan resultados computacionales derivados de la programación lineal binaria (LBP), con datos reales de un hospital público, con el fin de comparar sus resultados.

Bajo otra perspectiva de solución, teniendo en cuenta restricciones duras, Moz M. y Vaz Pato M. [6] describen y validan heurísticas constructivas, además de varias versiones de algoritmos genéticos básicos, cuya diferencia radica en la codificación de permutaciones y operadores utilizados en cada codificación. Por último, para el mismo problema, Moz M. y Vaz Pato M. [7] plantean una heurística genética caracterizada por un par de cromosomas cuya adecuación cumple con la clasificación de Pareto para alcanzar los objetivos propuestos.

Aickelin U. y Li J. [8] modelan el problema como una red bayesiana con una estructura de red fija, para lo cual sugieren un algoritmo de optimización bayesiano en el que la probabilidad condicional de cada variable en la red se calcula de acuerdo con un conjunto inicial de soluciones prometedoras a partir de las cuales se generan todas las variables. Por otro lado, Aickelin U. y Dowsland K. [9] presentan un algoritmo genético (GA), con una codificación indirecta y un decodificador heurístico que construye los horarios teniendo en cuenta los cambios permitidos; el enfoque muestra resultados eficaces en comparación con el método de búsqueda tabú (TS). Haciendo uso de la programación entera, Aickelin U. y White P. [10] presentan el problema, comparando estadísticamente la aplicación de distintos GA, con el fin de realizar una heurística mejorada a partir del algoritmo que resulte más exitoso.

Más adelante, estos mismos autores, Aickelin U. y Li J. [11] proponen un algoritmo de estimación de distribución (AED), y realizan igualmente estudios computacionales que demuestran la eficiencia del enfoque. Y con el mismo modelado probabilístico y condiciones, Aickelin U. *et al.* [12] aplican un conjunto de reglas heurísticas, para la asignación de cada enfermera, en el que proponen un algoritmo memético de AED, adicionando un procesador

de búsqueda local inteligente el que una metodología *ant-miner* mejora las soluciones individuales producidas en cada generación.

Contemplando características y combinaciones de turnos nuevas en la literatura, con un enfoque realista, Burke E. K. *et al.* [13] presentan y evalúan un método de solución de dos etapas que incluye un algoritmo de inicialización, exponen un método heurístico de búsqueda local basado en componentes con dos estrategias de eliminación evolutiva, que imitan la selección natural y el proceso de mutación natural en estos componentes, respectivamente, combinando las características de mejora iterativa y perturbación constructiva, para evitar quedar atrapados en mínimos locales.

Burke E. K. *et al.* [14] introducen el modelo de búsqueda *scatter* al problema de NS, y lo comparan con algunos algoritmos ya existentes; sus resultados son aceptables y ofrecen una leve mejora en las soluciones respecto a los demás. El algoritmo mejora la solución encontrada utilizando la heurística del punto más alto o la heurística de búsqueda profunda de variable: “*variable depth search*”.

Burke E. K. *et al.* [15] presentan una técnica de descomposición que combina la programación entera (IP) y la metaheurística de la búsqueda variable en el vecindario (VNS). La programación entera es utilizada en un principio para tratar las restricciones duras y algunas restricciones blandas definidas por el hospital como importantes. Seguido de esto, la metaheurística VNS es utilizada para tratar las restricciones blandas restantes. Como resultado, este enfoque híbrido supera los resultados obtenidos comparados con un híbrido de GA y también los de un híbrido de VNS, con lo que se obtienen mejores soluciones en un 15,2 %. Burke E. K. *et al.* [16] presentan un modelo mejorado de búsqueda iterativa local (ILS) que monitorea la búsqueda y la guía hacia regiones más factibles.

Burke E. K. *et al.* [17] proponen una técnica de búsqueda Pareto; la combinan con la metaheurística SWO (Squeaky Wheel Optimization) y la de recocido simulado (SA), para filtrar las mejores soluciones, y dan al usuario una serie de soluciones Pareto, para que este escoja las mejores de acuerdo con su propio criterio de selección. Es comparada con múltiples metaheurísticas utilizadas (GA, VNS, VNS+IP) y mejora sus mejores soluciones considerablemente. Burke E. K. y Curtois T. [18] modelan el problema de NSP de forma genérica y aplican el método exacto *branch-and-price* utilizando programación dinámica. La ventaja de esta combinación radica en el aumento de la eficiencia del algoritmo, al probar secuencias de turnos iterativamente para cada

empleado y descartar las peores. También aplican el algoritmo de eyección en cadena, llamado ‘búsqueda de profundidad variable’ (VDS), el cual obtiene muy buenos resultados, especialmente con tiempo de ejecución limitado. Los autores concluyen que en un entorno real en el que los usuarios están dispuestos a esperar poco tiempo para obtener una solución, los dos algoritmos planteados son bastante competitivos.

Bard J. y Purnomo H. [19] sugieren y ponen a prueba una heurística basada en la función de relajación de Lagrange para la relajación de las restricciones de preferencia y limitaciones de la demanda.

Gutjahr W. y Rauner M. [20] consideran ser los primeros en presentar un enfoque de optimización de colonia de hormigas (ACO), para el problema de programación de horarios diarios no cíclicos. Formulan una estrategia de optimización dinámica, en donde se tienen en cuenta los costos de asignación y se presenta una configuración de parámetros flexible, con un proceso de simulación en el que se evalúan tres escenarios distintos, con el objetivo de validar el algoritmo y compararlo con un algoritmo simple Greedy. Apoyándose en el mismo enfoque, Dueñas A. *et al.* [21] presentan un enfoque híbrido flexible basado en un método de solución multiobjetivo de problemas de secuencia interactiva (SEMOPS) combinado con un GA.

Cheng M. *et al.* [22] ilustran cuantitativamente un conjunto de algoritmos de planificación tradicionales desde el punto de vista de la programación de tareas de los cuidados diarios. En el estudio se modela un conjunto de reglas de secuenciación individuales, como la de “primero en llegar, primero en servir” (FCFS), fecha de vencimiento más temprana (EDD), tiempo de procesamiento máximo (MPT), extensión del MPT, Tiempo de holgura SLACK, y extensión del SLACK.

Landa D. *et al.* [23] presentan un algoritmo evolutivo simple con un decodificador autoadaptable para el manejo de las restricciones duras, junto a una estrategia de regeneración, para ayudar a la diversificación, enfocados en satisfacer las necesidades del personal médico sujeto a reglamento de trabajos y capacidad de mano de obra.

Centrados en la minimización de la cantidad de enfermeras, Belien J. y Demeulemeester E. [24] exponen un modelo aplicado a la combinación del problema del proceso de planificación de horarios de enfermeras y salas de cirugías conjuntamente. Se enfoca un proceso de solución con un algoritmo de *branch-and-price* que inicia con la aplicación de una heurística, la cual ubica una primera solución inicial a la programación de horario

de cirugías, con la idea de nivelar la distribución de la carga de trabajo tanto como sea posible.

Por su lado, Ohki M. *et al.* [25] proponen dicho ajuste de horario, mediante la aplicación de un algoritmo genético cooperativo (CGA), y presentan la propuesta de ejecutar el proceso de programación y ejecución computacional, a través de un proceso en paralelo. Posteriormente, Ohki M. *et al.* [26] presentan un CGA libre de parámetros, en el que se incluye un proceso de mutación manteniendo la consistencia del algoritmo.

Apoyados en un sistema de razonamiento basado en casos, Kbeddoe G. *et al.* [27] proponen un algoritmo memético, que consiste en una hibridación de un GA y una generación de reparación basada en casos, que incide en la secuencia en que son reparadas las violaciones de restricciones, validado aplicándolo en un caso real.

De Grano M. *et al.* [28] proponen un enfoque de optimización teniendo en cuenta las preferencias del personal de enfermería y las restricciones relacionadas con el hospital.

Glass C. A. y Knight R. A. [29] emplean un enfoque MIP utilizando similitudes con la programación de turnos de personal en centros de atención al cliente; además, proponen una metodología para mantener la continuidad entre los periodos de programación. Esto último se logra creando “restricciones de continuidad” para cada periodo, las cuales consisten en tener en cuenta los efectos de la programación anterior al tiempo que la posterior.

Debido a que los valores de satisfacción de las enfermeras, entre otros datos, pueden ser subjetivos o inciertos, Topaloglu S. y Selim H. [30] aplican, por primera vez en la literatura, la teoría Fuzzy al problema de programación de enfermeras, desarrollando tres modelos Fuzzy de programación de objetivos y comparándolos entre ellos. Para darle solución al modelo, este es transformado en un modelo de programación lineal entera mixta (MLIP), el cual es resuelto por el *software* CPLEX.

Con un enfoque multiobjetivo, Tsai C. y Li S. [31] desarrollan dos etapas en su estudio, la primera en donde organizan los turnos laborales de descanso de las enfermeras, y la segunda en la que aplican un GA flexible para optimizar el proceso y validarlo. Tsai C. y Lee C. [32] proponen un modelo matemático no lineal para la programación de vacaciones, y aplican un GA capaz de ajustar la función objetivo, sus limitaciones y su valor ponderado, para aumentar la flexibilidad según sea el caso de aplicación.

Altamirano L. *et al.* [33] abordan el problema de programación de enfermeras de anestesiología frecuente en salas de operaciones y la unidad de cuidados posanestesia, y proponen un enfoque de optimización por enjambre de partículas (PSO) de programación no lineal en dominios discretos, con el objetivo de maximizar la equidad de la programación y la satisfacción de las enfermeras. Para orientar mejor la búsqueda del algoritmo, se define una nueva función de evaluación que busca soluciones de calidad.

Bai R. *et al.* [34] aportan un nuevo modelo híbrido evolutivo, combinando la efectividad para hallar soluciones factibles que posee el método de “ranqueo” estocástico en un marco evolutivo y la hiperheurística de recocido simulado (SAHH), la cual se encarga de definir la heurística apropiada para una mejor solución. Este modelo híbrido fue comparado con la SAHH y el algoritmo evolutivo de “ranqueo” estocástico por separado, entre otras heurísticas evolutivas, y se observó que la combinación de estos dos métodos es más efectiva.

Brucker P. *et al.* [35] descomponen el problema en dos partes. La primera trata solamente restricciones de “programación”, y la segunda parte trata restricciones de “roster” o conjunto de programaciones; con esto logran simplificar el problema al acotar la búsqueda de soluciones a un menor espacio; también expresan los turnos de las enfermeras en forma de patrones o secuencias de turnos. La solución se halla por medio de un algoritmo adaptativo combinado con una heurística Fuzzy.

Rönnberg E. y Larsson T. [36] describen el modelo denominado *auto-scheduling* para la programación de los turnos y desarrollan un modelo que lo optimiza utilizando el *software* CPLEX.

Utilizando el método exacto *branch-and-price*, Maenhout B. y Vanhoucke M. [37] plantean primero en distintos métodos de ramificación existentes en la literatura, y a su vez qué procesos para agilizar el tiempo computacional efectuado y posteriormente en Maenhout B. y Vanhoucke. [38] basados igualmente en un algoritmo *branch-and-price*, plantean un modelo que alterna entre la fase de planeación y la de programación, teniendo en cuenta en la solución lo que ellos llaman “los tres intereses de los accionistas del problema”: satisfacción laboral, calidad del servicio y eficiencia en los costos.

Zhang, Hao y Huang [39] proponen un modelo de optimización flexible híbrido basado en enjambres, que mezcla los algoritmos GA y VNS, en donde, con el fin de

reducir el espacio de búsqueda, el problema es dividido en subproblemas, cada uno con sus restricciones. Inicialmente, mediante el uso del GA híbrido se generan soluciones factibles que serán tomadas como soluciones de arranque para el algoritmo VNS; asimismo el problema tiene en cuenta restricciones duras y blandas.

Mobasher A. [40], buscando optimizar la programación de enfermeras en una clínica general, formula un modelo de programación entera binaria multiobjetivo que intenta minimizar costos, insatisfacción del paciente, así como tiempos de inactividad y maximizar la satisfacción laboral de las enfermeras, asignándole a cada objetivo un peso de importancia relativa, a través del método de proceso analítico jerárquico. Como solución se propone una programación por metas no ponderada de dos etapas empleando metodologías de solución robusta.

Lim G. y Mobasher A. [41], para enfermeras programadas en salas de operaciones, presentan un modelo multiobjetivo que incluye una heurística rápida posprocesamiento de mejora.

Zhou J. F. *et al.* [42] emplean un modelo nuevo para el NSP aplicando “Set Pair Analysis” (SPA) para tratar las restricciones y sus incertidumbres, también complementan el trabajo con un enfoque GA de solución.

Por otra parte, centrados en la equidad de carga laboral y definiendo un problema de programación compleja, Yang F. y Wu W. [43] examinan un modelo de optimización multiobjetivo con restricciones duras, basado en un GA, con un esquema de codificación específico, y, en su proceso de selección para la siguiente generación, propone cuatro modos distintos de operación.

Yilmaz E. [44] emplea un enfoque de programación lineal binaria para disminuir el tiempo inactivo de las enfermeras en un periodo de tiempo dado.

Valoux C. *et al.* [45] utilizan un enfoque de solución MIP, atacando el problema de capacidad computacional que poseen estos métodos, dividen el problema en subproblemas, que son resueltos iterativamente en dos fases. Este enfoque obtiene el primer lugar en la competencia “First International Nurse Rostering Competition” (INRC2010), en el cual una gran cantidad de métodos recientes compitieron.

Bilgin B. *et al.* [46] emplean un enfoque de solución VNS utilizando vecindarios de búsqueda, de acuerdo con las características del problema, lo cual reduce el espacio de búsqueda y hace más efectivo el algoritmo. Además de esto, introducen un nuevo modelo genérico de NS, el cual

es más adaptado a la realidad y permite definir los turnos de trabajo de acuerdo con el problema a tratar.

Lü Z. y Hao J. K. [47] introducen el método ANS, el cual es una combinación de tres técnicas adaptativas de búsqueda en vecindarios (VNS), y con este enfoque logran combinar diversificación e intensificación en un solo algoritmo.

Por el lado de la programación de restricciones como método exacto, He F. y Qu R. [48] proponen un método híbrido que utiliza programación de restricciones (CP) para tratar los subproblemas del problema mayor. Este último es a su vez solucionado por medio del método exacto de generación de columnas (CG).

Martin S. *et al.* [49] utilizan el enfoque de búsqueda cooperativa combinando las capacidades de varias metaheurísticas y utilizando distintas funciones objetivo para aumentar la igualdad en la programación de horarios de las enfermeras.

M'Hallah R. y Alkhabbaz A. [50] proponen un modelo de optimización de programación entera mixta, que tiene en cuenta las preferencias del personal y define como objetivo principal minimizar el número de enfermeras subcontratadas en un periodo de planificación semanal.

Baeklund J. [51] trata el problema de NS mediante el método *branch-and-price* utilizando programación por restricciones (CP) para resolver cada subproblema. Lo compara con otros métodos exactos, y concluye que el modelo planteado consume menos tiempo para encontrar mejores soluciones; a su vez, el uso de CP le confiere flexibilidad a la hora de añadir nuevas restricciones.

Wright P. D. y Mahar S. [52] analizan el efecto que tiene la utilización cruzada (*cross utilization*) de enfermeras entre unidades diferentes y concluyen que este modelo centralizado disminuye la cantidad de turnos extra y turnos indeseados entre las enfermeras. Plantean un modelo de programación entera con dos objetivos que es resuelto por el *software* CPLEX.

Jie-jun W. *et al.* [53] proponen un ACO denotado ACO-NR, en el que una función heurística se diseña para guiar el comportamiento de construcción de rutas y otra de penalización para manejar las restricciones del problema NSP. Igualmente, con un enfoque metaheurístico Ayob, Hadwan, Nazri y Ahmad [54] introducen el algoritmo de búsqueda armónica (HSA) al NSP. El algoritmo se inspira en la armonía que existe en una combinación de notas musicales, que traducido al NSP consiste en la búsqueda iterativa de buenas soluciones tomadas de una “memoria armónica” que contiene las mejores

encontradas, la decisión de analizar las soluciones contenidas en la “memoria armónica”, o las que estén por fuera de ella; y está dada por un factor de ajuste “PAR” que, junto con un componente estocástico, define la calidad de las soluciones de la memoria armónica y, por ende, su selección para exploración.

Todorovic N. *et al.* [55] aplican el algoritmo de colmena de abejas (ABC) al problema, e introducen un método que descarta los movimientos menos apropiados. De esta manera el algoritmo es competitivo en resultados con los demás (búsqueda Scatter y Variable Search Depth) utilizando la mitad del tiempo en recursos. Bajo el mismo enfoque, Todorovic N. y Petrovic S. [56] presentan otro algoritmo de colonia de abejas (ABC) que alternan y combinan fases de búsquedas locales y contractivas.

Buyukozkan K. y Sarucan A. [57] aplican el algoritmo ABC a diferentes ambientes de trabajo reales.

Centrados en la programación de enfermeras para la atención de pacientes adultos con enfermedades agudas en una extensa área, Fabrellas N. *et al.* [58] presentan un análisis de eficiencia de una serie de algoritmos de gestión aplicados durante un periodo de dos años.

Ismail W. R. y Jenal R. [59] aplican un enfoque de programación por objetivos 0-1 y resuelven el problema de NS con un modelo cíclico que programa el horario por un año completo. La satisfacción de las enfermeras es tratada de una manera diferente en el trabajo de Lin C. *et al.* [60], al clasificar los días libres y los turnos de trabajo en rangos de satisfacción, emplean un enfoque de programación lineal entera binaria (LBP), donde tienen en cuenta estos rangos y el histórico de turnos deseados o indeseados para cada enfermera. Esto produce una programación igualitaria que satisface las restricciones *comunes* del NSP.

Leksakul K. y Phetsawat S. [61] analizaron el tiempo de espera de los usuarios en un hospital en Tailandia y utilizaron simulación junto a un enfoque de solución GA, para, además de disminuir costos y aumentar la igualdad de trabajo extra, disminuir el tiempo de atención de los pacientes. Concluyeron que el enfoque de solución utiliza menos recurso computacional que el modelo exacto, y obtiene soluciones de calidad con una aceptable variación respecto al óptimo.

Della Croce F. y Salassa F. [62] emplean el uso de un híbrido entre programación lineal y VNS. Este enfoque utiliza la diversidad de VNS y la capacidad de convergencia que poseen los métodos exactos para hallar la mejor solución para cada vecindario. Los resultados

son analizados con respecto al solucionador CPLEX y resultan en una mayor eficiencia.

Huang H. *et al.* [63] aplican un método que utiliza programación entera y un algoritmo evolutivo (EA) para tratar el problema de NSP en los hospitales de China (CNSP). Los autores solucionan un primer problema simplificado, solamente teniendo en cuenta las restricciones duras y algunas blandas por medio de IP, para después resolver el segundo problema que incluye las demás restricciones por medio de EA. Este método se adapta al problema CNSP y supera algunos métodos recientes, por su capacidad para tratar problemas de mayor complejidad.

Awadallah M. A. *et al.* [64] utilizan la metaheurística HSA para solucionar el NSP, y analizan varios métodos de selección de memoria armónica. Awadallah M. A. *et al.* [65] introducen un híbrido entre el algoritmo de la colonia de abejas (ABC) y el método de búsqueda intensiva de ascensión en colina (HCO) al NSP. El algoritmo tradicional de ABC es modificado en la fase de la búsqueda de soluciones por las abejas obreras; en el algoritmo propuesto esta fase utiliza el método HCO para encontrar el óptimo local de cada solución almacenada en la memoria, utilizando 4 tipos distintos de vecindario. Los resultados de este híbrido (HABC) son bastante competitivos con respecto a los participantes del INRC2010; se han igualado las mejores soluciones encontradas en casi la mitad de los casos y se han encontrado dos nuevas mejores soluciones.

Constantino A. *et al.* [66] utilizan un enfoque determinista e introducen la heurística denominada MAPA, la cual consiste en asignar turnos diarios en forma sucesiva. La heurística planteada mostró muy buenos resultados, especialmente para instancias grandes.

Smet P. *et al.* [67] buscan cerrar definitivamente la brecha entre academia y práctica recalando la necesidad de incluir variables, restricciones y una función de evaluación realistas en cuanto a los problemas reales. Los autores consideran que los modelos académicos de NS deben abandonar la ambigüedad, lo cual se logra al incorporar restricciones de continuidad. También se deben tener en cuenta las distintas variantes entre problemas e incluso instancias de los mismos.

Para tratar esta cuestión los autores plantean un modelo genérico robusto que incluye las diferentes políticas que un hospital puede aplicar, introducen los conceptos de dominio y grupos de turnos, días o tipos de enfermeras. Esto permite manejar con mayor facilidad el problema, a la vez que representar el mismo de una manera mucho

más contundente y realista. Como método de solución emplean un enfoque hiperheurístico combinando distintos métodos de selección y criterios de aceptación. Concluyen que lo más importante al definir el método de solución de este tipo recae en el método utilizado como criterio de aceptación, de entre los cuales el de mejor desempeño es el de recocido simulado (SA) y el gran diluvio (GD).

Ásgeirsson E. I. [68] se enfoca en la autoprogramación, y le aplica una serie de heurísticas a un horario inicial definido por los empleados para hacer factible la solución y a la vez satisfacer sus demandas. El enfoque empleado se desenvuelve bien en un entorno NSP y emplea muy pocos recursos, en comparación con un MIP.

Wong T. C. *et al.* [69] proponen un algoritmo de dos fases basado en una heurística de asignación de turnos y una búsqueda secuencial local (SLS); con este enfoque los autores aseguran cumplir los requerimientos de un entorno fluctuante y altamente restringido, como es un departamento de urgencias. La diferencia con los algoritmos existentes es que este es operado fácilmente en Excel, y su reprogramación puede ser efectuada fácilmente por los técnicos del hospital.

Legrain A. *et al.* [70] comparan tres enfoques de solución utilizados en dos hospitales de Canadá, concluyen que es posible introducir una heurística utilizable en Excel, casi sin costo alguno, y la solución obtenida es buena comparada con un *software* costoso como CPLEX. Asimismo, analizan el proceso manual de programación y sugieren algunas mejoras.

Liang B. y Turkcan A. [71] tratan el problema de asignar pacientes a enfermeras en una clínica oncológica. Plantean un problema multiobjetivo para optimizar costos, carga laboral y tiempos de espera. Utilizan el solucionador lineal Opensource basado en VBA de Excel, para mostrar una serie de soluciones no-dominadas y así aportar a las decisiones tomadas respecto a la programación de enfermería.

Tassopoulos I. X. *et al.* [72] proponen un enfoque de VNS consistente en dos fases: la primera asigna los días de trabajo a las enfermeras, y la segunda asigna los turnos específicos. La diferencia con respecto a los demás trabajos de VNS radica en la forma en que las heurísticas, con sus nueve tipos de intercambios de turno, son aplicadas en el algoritmo; presenta un balance entre diversificación e intensificación. Los resultados y la comparación con los finalistas de la competencia INRC 2010 son favorables.

Wu T. H. *et al.* [73] utilizan la metaheurística de enjambre de partículas (PSO) para tratar el NSP; el objetivo es optimizar la igualdad en la asignación de turnos satisfaciendo las condiciones laborales iniciales. Dividen los turnos en patrones de trabajo y asignan secuencias lo más similares posibles para evitar desigualdad. Los resultados son bastante buenos, y se obtiene el óptimo en tres de tres ocasiones con datos reales de un hospital taiwanés.

Dentro de las metaheurísticas de vanguardia para tratar el NSP Mutingi M. y Mbohwa C. [74] introducen el algoritmo de simulación *fuzzy* de metamorfosis (FSM) al NSP, inspirado en el proceso evolutivo biológico que sufren algunos insectos conocido como metamorfosis. Las soluciones son evaluadas en forma de funciones de membresía, en las que cada violación a las restricciones es medida respecto a una función triangular, o una función lineal decreciente; la evaluación general de cada función obtenida indica el puntaje de esta solución. Posteriormente se mejora la solución repetidamente asignando mejores posibilidades de mejora a los turnos menos favorecidos en la valoración.

Asta S. T. *et al.* [75] plantean una hiperheurística de autoaprendizaje en línea, es decir, almacena parámetros y datos sobre la calidad de las heurísticas en forma de tensores, para luego particionarlos y extraer la información adecuada para clasificar y “aprender” en tiempo real sobre qué heurística aplica mejor a la solución. Dentro de las heurísticas de selección se encuentran tanto de diversificación como de intensificación; el método planteado supera a cuatro mejores soluciones y empatiza con una solución de otros métodos actuales.

Erhard M. *et al.* [76] desarrollan un estado del arte de los diferentes problemas de secuenciación en hospitales que involucran personas, mencionando modelos de optimización utilizados y factores incluidos, sin mencionar las técnicas aplicadas.

4. Conclusiones

El problema logístico que consiste en estructurar horarios para el personal de enfermería dentro de un horizonte de planificación determinado, además de ser considerado relevante en cuanto a costos operacionales, es un problema bastante flexible, por lo que su modelado matemático puede variar significativamente dependiendo de distintos factores, como, por ejemplo, objetivo principal de modelamiento, consideración de preferencias personales, restricciones y políticas del centro hospitalario, normas de cargas de trabajo, entre otros.

Dentro de las diferentes metaheurísticas aplicadas al problema, se encuentra que la más aplicada y efectiva ha sido la de algoritmos genéticos (GA), y, a partir de ello, se han generado algoritmos híbridos con otras técnicas, como heurísticas constructivas, VNS y SEMOPS. Adicionalmente, en los últimos tres años se han introducido (1) la metaheurística de colonia de abejas (ABC) y un híbrido de ella con la heurística HCO (HABC), el cual ha sido muy eficiente; (2) una nueva metaheurística denominada de la metamorfosis para problemas multibjetivo con conjuntos difusos; (3) técnicas de diversificación e intensificación, como herramientas para salir de óptimos locales.

El análisis de la literatura reciente sobre el tema deja ver una evolución con respecto a los modelos tradicionales, lineales, resueltos usualmente por métodos exactos. Si bien estos siguen siendo desarrollados, en los últimos años el modelamiento del problema no solo ha incluido una gran variedad de nuevas restricciones, también se ha enfocado en incluir estas restricciones de forma más sencilla en el modelo, para lo cual técnicas de solución como metaheurísticas e híbridos son altamente utilizadas. Incluso se han desarrollado novedosos modelos y métodos de solución de tipo metaheurístico, para solucionar estos problemas, como lo son la búsqueda armónica simple y la búsqueda adaptativa de la metamorfosis, entre otros.

En el modelamiento del problema NSP se considera en varios casos modelos multiobjetivo, no lineales, los cuales se relajan para ser tratados como un MIP. Asimismo, desde 2009, se considera contemplar los aspectos de las preferencias del personal (autoprogramación) en el modelo como elemento relevante, esto debido a que se ha identificado, a su vez, la satisfacción del personal como factor importante de la calidad del servicio del paciente (véase figura 2).

Donde se puede concluir, de la figura 2, que los modelos más utilizados para el problema de programación de enfermeras son los modelos de programación lineal entera (40,74 % de los artículos revisados), seguido por los modelos multiobjetivos (31,48 %). En esta misma tabla se puede también apreciar que de las técnicas de solución utilizadas sobre el problema de optimización tratado, en primera instancia se observan las técnicas metaheurísticas (37,04%) seguidos de las técnicas exactas (29,63%) y luego por las técnicas híbridas (27,78%).

		Técnica de solución				
		Exacto	Heurística	Híbrido	Metaheurística	
Modelos	Programación dinámica	1,85%	-	-	3,70%	5,56%
	Programación entera mixta	-	-	-	-	-
	Programación estocástica	-	-	1,85%	3,70%	5,56%
	Programación lineal binaria	1,85%	-	-	-	1,85%
	Programación lineal entera	9,26%	3,70%	11,11%	16,67%	40,74%
	Programación lineal entera mixta	1,85%	-	-	-	1,85%
	Programación multiobjetivo	7,41%	1,85%	14,81%	7,41%	31,48%
	Programación no lineal	1,85%	-	-	5,56%	7,41%
	Programación por restricciones	3,70%	-	-	-	3,70%
	Redes bayesianas	1,85%	-	-	-	1,85%
		29,63%	5,56%	27,78%	37,04%	100%

Figura 2. Análisis entre modelos y técnicas de optimización.

Metaheurística/Híbridos	Frecuencia Relativa	F.A.R
Algoritmo de búsqueda (Armónica, COOPERATIVA, ILS, VNS, etc)	35,14%	35,14%
Algoritmo evolutivos (ACO, PSO, ABC)	24,32%	59,46%
Algoritmos genéticos	24,32%	83,78%
Recocido Simulado	5,41%	89,19%
Algoritmo de estimación de distribuciones	2,70%	91,89%
Algoritmo de simulación fuzzy de metamorfosis	2,70%	94,59%
Algoritmo memético	2,70%	97,30%
Búsqueda Tabú	2,70%	100,00%
Total general	100%	

Figura 3. Análisis de metaheurísticas utilizadas en el problema tratado.

De lo anterior se hizo necesario realizar el análisis de las técnicas metaheurísticas más utilizadas, pudiendo concluir (véase figura 3), que la técnica de algoritmos genéticos es la más utilizada en este tipo de problemas de optimización.

5. Recomendaciones y futuro trabajo de investigación

El crecimiento constante de la población, la escasez de talentos en el sector salud y la alta rotación del personal hacen del NSP un problema en constante transformación. Incluso con la gran cantidad de investigaciones realizadas sobre el NSP, la brecha entre academia y práctica sigue siendo grande. Debido a esto varios autores recientemente han recalcado la importancia de crear modelos para el NSP acordes con la realidad del problema y que lo representen de una mejor manera.

Teniendo en cuenta lo anterior, se desarrolló un trabajo de investigación en el cual se desarrolló un modelo para el NSP enfocado en incluir una serie de restricciones relevantes en la literatura y en la práctica. Una de estas restricciones es las preferencias de los empleados, la cual fue modelada utilizando autoprogramación y tomando como base un horario inicial autoprogramado para conocer y evaluar las preferencias de las enfermeras, de

manera más objetiva que el método tradicional de enumeración de restricciones. El modelo fue resuelto aplicando una búsqueda adaptativa en el vecindario (ANS), utilizando funciones de ajuste para evaluar la calidad de las soluciones. El trabajo fue probado con varias instancias de la literatura, y se obtuvieron resultados favorables en cuanto a mejoramiento de la calidad de la solución inicial.

Referencias

- [1] S. Aguirre *et al.*, “Logística Hospitalaria: logística hospitalaria”, *Cuadernos PYL*, vol. 1, pp. 4-11, 2007
- [2] B. Cheang *et al.*, “Nurse rostering problems a bibliographic survey”, *European Journal of Operational Research*, vol. 151, no. 4, pp. 447-460, 2003.
- [3] A. Ikegami & A. Niwa, “A sub problem-centric model and approach to the nurse scheduling problem”, *Mathematical Programming*, vol. 97, no. 3, pp. 517-541, 2003.
- [4] M. Moz y M. Vaz Pato, “An integer multicommodity flow model applied to the rerostering of nurse schedules”, *Annals of Operations Research*, vol. 119, no. 1-4, pp. 285-301, 2003.

- [5] M. Moz y M. Vaz Pato, "Solving the Problem of Rerostering Nurse Schedules with Hard Constraints: New Multicommodity Flow Models", *Annals of Operations Research*, vol. 128, no 1-4, pp. 179-197, 2004.
- [6] Moz, M. y Vaz Pato, M., "A genetic algorithm approach to a nurse rerostering problem", *Computers & Operations Research*, vol. 343, pp. 667-691, 2007.
- [7] Moz, M. y Vaz Pato, M., "Solving a bi-objective nurse rerostering problem by using a utopic Pareto genetic heuristic", *Journal of Heuristics*, vol. 144, pp. 259-374, 2008.
- [8] J. Li and U. Aickelin, "Bayesian Optimisation Algorithm for Nurse Scheduling", *Scalable Optimization via Probabilistic Modeling: From Algorithms to Applications*, vol. 17, pp. 315-332, 2006.
- [9] U. Aickelin, K. Dowsland, "An indirect Genetic Algorithm for a nurse-scheduling problem", *Computers & Operations Research*, vol. Abril, no. 31, pp. 761-778, 2004.
- [10] U. Aickelin, & P. White, "Building Better Nurse Scheduling Algorithms", *Annals of Operations Research*, vol. 128, pp. 159-177, 2004.
- [11] U. Aickelin, & J. Li, "A Bayesian Optimization Algorithm for the Nurse Scheduling Problem", *The 2003 Congress on Evolutionary Computation*, IEEE, pp. 2149-2156, 2003.
- [12] U. Aickelin, *et al.*, "An estimation of distribution algorithm with intelligent local search for rule-based nurse rostering", *Journal of the Operational Research Society*, vol. 58, pp. 1574-1585, 2007.
- [13] E., Burke, *et al.*, "Metaheuristics for handling time interval coverage constraints in nurse scheduling", *Applied Artificial Intelligence*, vol. 20, pp. 743-766, 2006.
- [14] E. K. Burke, *et al.*, "A Scatter Search Approach to the Nurse Rostering Problem", *Engineering*, pp. 1-25, 2007.
- [15] E. K. Burke, *et al.* "A hybrid model of integer programming and variable neighbourhood search for highly-constrained nurse rostering problems", *European Journal of Operational Research*, vol. 203, no. 2, pp. 484-493, 2010. doi: 10.1016/j.ejor.2009.07.036
- [16] E. Burke *et al.*, "Progress control in iterated local search for nurse rostering", *The Journal of the Operational Research Society*, vol. 62, no. 62, pp. 360-367, 2011. doi: 10.1057/jors.2010.86
- [17] E. Burke *et al.*, "A Pareto-based search methodology for multi-objective nurse scheduling", *Annals of Operations Research*, vol.196, no.1, pp. 91-109, 2012.
- [18] E. K. Burke, & T. Curtois, "New approaches to nurse rostering benchmark instances", *European Journal of Operational Research*, vol. 2371, pp. 71-81, 2014. doi: 10.1016/j.ejor.2014.01.039
- [19] J. Bard, & H. Purnomo, "Cyclic preference scheduling of nurses using a Lagrangian-based heuristic", *Journal of Scheduling*, vol. 10, no. 1, pp. 5-23, 2007.
- [20] W. Gutjahr & M. Rauner, "ACO algorithm for a dynamic regional nurse-scheduling problem in Austria", *Computers & Operations Research*, vol. 343, pp. 642-666, 2007.
- [21] A. Dueñas, *et al.*, "A genetic algorithm approach to the nurse scheduling problem with fuzzy preferences", *IMA Journal of Management Mathematics*, vol. 20, pp. 369-383, 2008.
- [22] M. CHENG, *et al.*, "Analysis of Daily Nursing Care: a Nursing Care Scheduling Algorithm", *The 17th International Symposium on Robot and Human Interactive Communication, Munich.*, IEEE. pp. 193-200, 2008.
- [23] D. Landa *et al.*, "A Simple Evolutionary Algorithm with Self-adaptation for Multi-objective Nurse Scheduling", *Adaptive and Multilevel Metaheuristics*, vol. 136, pp. 133-155, 2008.
- [24] J. Belien & E. Demeulemeester, "A branch-and-price approach for integrating nurse and surgery scheduling", *European Journal of Operational Research*, vol. 1893, pp. 652-668, 2008.
- [25] M. Ohki *et al.*, "Parallel Processing of Cooperative Genetic Algorithm for Nurse Scheduling", *Intelligent Systems, IS '08. 4th International IEEE Conference, Varna*, IEEE, pp.10-36, 2008.
- [26] M. Ohki *et al.*, "A parameter free algorithm of cooperative genetic algorithm for nurse scheduling problem", *International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI)*, Mysore, IEEE, pp. 1201-1206, 2013.

- [27] G. Kbeddoe *et al.*, “A hybrid metaheuristic case-based reasoning system for nurse rostering”, *Journal of Scheduling*, vol. 12, no. 2, pp. 99-119, 2009.
- [28] M. De Grano *et al.*, “Accommodating individual preferences in nurse Scheduling via auctions and optimization”, *Health Care Management Science*, vol. 12, no. 3, pp.118-142, 2009.
- [29] C. A. Glass & R. A. Knight, “The nurse rostering problem: A critical appraisal of the problem structure”, *European Journal of Operational Research*, vol. 2022, 379–389, 2009. doi: 10.1016/j.ejor.2009.05.046
- [30] S. Topaloglu & H. Selim, ”Nurse scheduling using fuzzy modeling approach”, *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 161, no. 11, pp. 1543–1563, 2010. doi:10.1016/j.fss.2009.10.003
- [31] C. Tsai y S. Li, “A two-stage modeling with genetic algorithms for the nurse scheduling problem”, *Expert Systems with Applications*, vol. 36, pp. 9506-9512, 2009.
- [32] C. Tsai & C. Lee, “Optimization of Nurse Scheduling Problem with a Two-Stage Mathematical Programming Model”, *Asia Pacific Review*, vol. 15, no. 4, pp. 503–516, 2010.
- [33] L. Altamirano *et al.*, “A PSO algorithm to solve a Real Anaesthesiology Nurse Scheduling Problem”, *International Conference of Soft Computing and Pattern Recognition (SoCPaR)*, Paris, Francia, IEEE, pp. 139-144, 2010.
- [34] R. Bai *et al.*, “A hybrid evolutionary approach to the nurse rostering problem”, *en IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 14, no. 4, pp. 580–590, 2010. doi:10.1109/TEVC.2009.2033583
- [35] P. Brucker *et al.*, “A shift sequence based approach for nurse scheduling and a new benchmark dataset”, *Journal of Heuristics*, vol. 16, no. 4, pp. 559–573, 2010. doi:10.1007/s10732-008-9099-6
- [36] E. Rönnberg & T. Larsson, ”Automating the self-scheduling process of nurses in Swedish healthcare: A pilot study”, *Health Care Management Science*, vol. 13, no. 1, pp. 35–53, 2010. doi:10.1007/s10729-009-9107-x
- [37] B. Maenhout & M. Vanhoucke, “Branching strategies in a branch-and-price approach for a multiple objective nurse scheduling problem”, *En Journal of Scheduling*, vol. 13, no 1, pp. 77–93. 2010.
- [38] B. Maenhout & M. Vanhoucke, “An integrated nurse staffing and scheduling analysis for longer-term nursing staff allocation problems”, *Omega United Kingdom*, vol. 41, no. 2, pp. 485–499. 2013. doi: 10.1016/j.omega.2012.01.002
- [39] Z. Zhang *et al.*, “Hybrid Swarm-Based Optimization Algorithm of GA&VNS for Nurse Scheduling Problem”, *Information Computing and Applications*, vol. 7030, pp. 375-382, 2011.
- [40] A. Mobasher, *Nurse Scheduling optimization a general clinic and an operating suite*. Houston: University of Houston, 2011.
- [41] G. Lim y A. Mobasher, ”Operating Suite Nurse Scheduling Problem: A Heuristic Approach”, *Industrial and Systems Engineering Research Conference*, Orlando, Florida. 2012.
- [42] J. F. Zhou *et al.*, “A Nurse Scheduling Approach Based on Set Pair Analysis”, *International Journal of Industrial Engineering-Theory Applications and Practice*, vol. 19, no. 9, pp. 359–368, 2012.
- [43] F. Yang y W. Wu, “A genetic algorithm-based method for creating impartial work schedules for nurses”, *International Journal of Electronic Business Management*, vol. 103, pp.182-193, 2012.
- [44] E. Yilmaz, “A mathematical programming model for scheduling of nurses labor shifts”, *Journal of Medical Systems*, vol. 36, no. 2, pp. 491–496, 2012. doi: 10.1007/s10916-010-9494-z
- [45] C. Valouxis *et al.*, “A systematic two phase approach for the nurse rostering problem”, *European Journal of Operational Research*, vol. 219, no. 2, pp. 425–433, 2012. doi: 10.1016/j.ejor.2011.12.042
- [46] B. Bilgin *et al.*, “Local search neighbourhoods for dealing with a novel nurse rostering model”, *Ann Oper Res.*, vol. 194, pp. 33–57, 2012. doi:10.1007/s10479-010-0804-0
- [47] Z. Lü & J. K. Hao, “Adaptive neighborhood search for nurse rostering”, *European Journal of Operational Research*, vol. 218, no. 3, pp. 865–876, 2012. doi: 10.1016/j.ejor.2011.12.016
- [48] F. He & R. Qu, “A constraint programming based column generation approach to nurse rostering problems”, *Computers and Operations Research*, vol. 39, no. 12, pp. 3331–3343, 2012. doi:10.1016/j.cor.2012.04.018

- [49] S. Martin *et al.*, "Cooperative search for fair nurse rosters", *Expert Systems with Applications*, vol. 40, no. 16, pp. 6674–6683, 2013. doi:10.1016/j.eswa.2013.06.019
- [50] R. M'Hallah, & A. Alkhabbaz, "Scheduling of nurses: A case study of a Kuwaiti health care unit", *Operations Research for Health Care*, vol. 2, no. 1-2, pp. 1–19, 2013. doi: 10.1016/j.orhc.2013.03.003
- [51] J. Baeklund, "Nurse rostering at a Danish ward", *Annals of Operations Research*, vol. Dec, pp. 1–17, 2013. doi: 10.1007/s10479-013-1511-4
- [52] P. D. Wright & S. Mahar, "Centralized nurse scheduling to simultaneously improve schedule cost and nurse satisfaction", *Omega United Kingdom*, vol. 41, no. 6, pp. 1042–1052, 2013. doi:10.1016/j.omega.2012.08.004
- [53] Jie-Jun *et al.*, "An Ant Colony Optimization Approach For Nurse Rostering Problem", *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC) Manchester*, IEEE, pp.1672-1676, 2013.
- [54] M. Ayob *et al.*, "Enhanced harmony search algorithm for nurse rostering problems", *Journal of Applied Sciences*, vol. 13, no. 6, pp. 846–853, 2013. doi:10.3923/jas.2013.846.853
- [55] N. Todorovic *et al.*, "Bee Colony Optimization Algorithm for Nurse Roster", *IEEE Transactions On Systems, Man, And Cybernetics: Systems*, vol. 43, no. 2, pp. 467–73, 2013.
- [56] N. Todorovic, y S. Petrovic, "Bee Colony Optimization Algorithm for Nurse Rostering", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, vol. 432, pp. 467-473, 2013.
- [57] K. Buyukozkan, & A. Sarucan, "Applicability of artificial bee colony algorithm for nurse scheduling problems", *International Journal of Computational Intelligence Systems*, vol. 7, pp. 121-136, 2013.
- [58] N. Fabrellas, *et al.*, "A program of nurse algorithm-guided care for adult patients with acute minor illnesses in primary care", *BMC Family Practice*, vol. 14, pp. 8-19, 2013.
- [59] W. R. Ismail & R. Jenal, "Master plan nurse duty roster using the 0-1 goal programming technique", *AIP Conference Proceedings*, vol. 1522, pp. 1394–1400, 2013. doi: 10.1063/1.4801292
- [60] C. Lin *et al.*, "Modelling a Nurse Shift Schedule with Multiple Preference Ranks for Shifts and Days Off", *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2014, 2014. doi: 10.1155/2014/937842
- [61] K. Leksakul & S. Phetsawat, "Nurse scheduling using genetic algorithm", *Mathematical Problems in Engineering*, 2014. doi:10.1155/2014/246543
- [62] F. Della Croce, & F. Salassa, "A variable neighborhood search based matheuristic for nurse rostering problems", *Annals of Operations Research*, vol. 21, no. 81, pp. 185–199, 2014. doi:10.1007/s10479-012-1235-x
- [63] H. Huang *et al.*, "An evolutionary algorithm based on constraint set partitioning for nurse rostering problems", *Neural Computing and Applications*, vol. 253, no. 4, pp. 703-715, 2014. doi: 10.1007/s00521-013-1536-2
- [64] M. A. Awadallah *et al.*, "Harmony search with novel selection methods in memory consideration for nurse rostering problem", *Asia-Pacific Journal of Operational Research*, vol. 31, no. 3, 2014. doi:10.1142/S0217595914500146
- [65] M. A. Awadallah *et al.*, "A hybrid artificial bee colony for a nurse rostering problem", *Applied Soft Computing Journal*, vol. 35, pp. 726–739, 2015. doi:10.1016/j.asoc.2015.07.004
- [66] A. Constantino *et al.*, "A heuristic algorithm based on multi-assignment procedures for nurse scheduling", *Annals of Operations Research*, vol. 218, no. 1, pp. 165–183, 2014. doi: 10.1007/s10479-013-1357-9
- [67] P. Smet *et al.*, "Modelling and evaluation issues in nurse rostering", *Annals of Operations Research*, vol. 218, no. 1, pp. 303–326, 2014. doi:10.1007/s10479-012-1116-3
- [68] E. I. Ásgeirsson, "Bridging the gap between self schedules and feasible schedules in staff scheduling", *Annals of Operations Research*, vol. 218, no. 1, pp. 51–69, 2014. doi: 10.1007/s10479-012-1060-2
- [69] T. C. Wong, *et al.*, "A two-stage heuristic approach for nurse scheduling problem: A case study in an emergency department", *Computers and Operations Research*, vol. 51, pp. 99–110, 2014. doi:10.1016/j.cor.2014.05.018

[70] A. Legrain, *et al.*, “The nurse scheduling problem in real-life”, *Journal of Medical Systems*, vol. 39, no. 1, pp. 160, 2015. doi: 10.1007/s10916-014-0160-8

[71] B. Liang, & A. Turkcan, ”Acuity-based nurse assignment and patient scheduling in oncology clinics”, *Health Care Management Science*, 2015. doi : 10.1007/s10729-014-9313-z

[72] I. X. Tassopoulos, *et al.*, “A two-phase adaptive variable neighborhood approach for nurse rostering”, *Computers and Operations Research*, 2015. doi: 10.1016/j.cor.2015.02.009

[73] T. H. Wu, *et al.*, “A particle swarm optimization approach with refinement procedure for nurse rostering problem”, *Computers and Operations Research*, vol. 54, pp. 52–63, 2015. doi:10.1016/j.cor.2014.08.016

[74] M. Mutingi & C. Mbohwa, “A multi-criteria approach for nurse scheduling fuzzy simulated metamorphosis algorithm approach”, *Mutingi, M., & Mbohwa, CIEOM 2015 - 5th International Conference on Industrial Engineering and Operations Management*, 2015. doi:10.1109/IEOM.2015.7093904

[75] S. T. Asta, *et al.*, “A tensor based hyper-heuristic for nurse rostering”, *Knowledge-Based Systems*, vol. 98, pp. 185–199, 2016. doi:10.1016/j.knosys.2016.01.031

[76] Melanie Erhard, Jan Schoenfelder, Andreas Fügner, Jens O. Brunner, “State of the art in physician scheduling”, *European Journal of Operational Research*, vol. 265, no. 1, pp.1-18, 2018. doi: 10.1016/j.ejor.2017.06.037