

Facultad Latinoamericana de Ciencias Sociales, FLACSO Ecuador

Departamento de Asuntos Públicos

Convocatoria 2020-2022

Tesis para obtener el título de Maestría en Estudios Urbanos con mención en Geografía y
Procesos Territoriales

Evaluando la calidad de vida urbana en el centro histórico de Quito aplicando técnicas
cuantitativas, espaciales y de *machine learning*

Mario Sebastián Rodríguez Alvarez

Asesor: Pablo Cabrera Barona

Lectores: Juan Fernández y Pablo Ordoñez

Quito, abril de 2023

Dedicatoria

A mi familia.

Índice de contenidos

Resumen	7
Agradecimientos	8
Capítulo 1. Introducción.....	9
1.1. Antecedentes.....	9
1.2. Justificación	10
1.3. Pregunta de investigación, objetivos y alcance	11
Capítulo 2. Marco teórico	13
2.1. Calidad de vida urbana	13
2.2. Bienestar subjetivo: un enfoque de dominios de vida	16
Capítulo 3. Metodología.....	19
3.1. Área de estudio	19
3.2. Flujograma metodológico.....	21
3.3. Dimensiones, variables e indicadores de análisis	23
3.4. Métodos	27
3.4.1. Regresión Logística Ordinal.....	29
3.4.2. Mínimos Cuadrados Ordinarios	31
3.4.4. Regresión Geográficamente Ponderada	32
3.4.5 Bosque Aleatorio.....	34
3.4.6. Máquina de Vector Soporte.....	36
Capítulo 4. Resultados	38
4.1. Características sociodemográficas.....	38
4.2. Dimensión educativa	39
4.3. Dimensión vivienda.....	41
4.4. Dimensión ambiental.....	43
4.5. Dimensión salud	45

4.6. Dimensión económica	48
4.7. Dimensión social	50
4.8. Dimensión bienestar subjetivo.....	52
Capítulo 5. Discusión y Conclusiones	55
5.1. Predictores de la satisfacción educativa	55
5.2. Predictores de la satisfacción con la vivienda	56
5.3. Predictores de la satisfacción ambiental	56
5.4. Predictores de la satisfacción en salud	57
5.5. Predictores de la satisfacción económica	58
5.6. Predictores de la satisfacción social	59
5.7. Predictores de la satisfacción con la vida	60
5.8. Calidad de vida y sus técnicas de evaluación en el CHQ.....	62
5.9. Aportes y limitaciones	63
5.10. Conclusiones.....	64
Referencias	67

Lista de ilustraciones

Figuras

Figura 3.1. Mapa del área de estudio	20
Figura 3.2. Flujograma metodológico	22
Figura 3.3. Algoritmo de Bosque Aleatorio	35
Figura 3.4. Hiperplano de mayor separación	37
Figura 4.5. Mapa de variables significativas dimensión educativa.....	41
Figura 4.6. Mapa de variables significativas dimensión vivienda	43
Figura 4.7. Mapa de variables significativas dimensión ambiental	45
Figura 4.8. Mapa de variables significativas dimensión salud.....	47
Figura 4.9. Mapa de variables significativas dimensión económica.....	50
Figura 4.10. Mapa de variables significativas dimensión social.....	52
Figura 4.11. Mapa de variables significativas dimensión bienestar subjetivo	54

Tablas

Tabla 3.1. Dimensiones, variables e indicadores	24
Tabla 4.2. Resumen de aspectos sociodemográficos generales	38
Tabla 4.3. Resumen resultados dimensión educativa por método utilizado	39
Tabla 4.4. Resumen resultados dimensión vivienda por método utilizado.....	42
Tabla 4.5. Resumen resultados dimensión ambiental por método utilizado.....	44
Tabla 4.6. Resumen resultados dimensión salud por método utilizado	46
Tabla 4.7. Resumen resultados dimensión económica por método utilizado	48
Tabla 4.8. Resumen resultados dimensión social por método utilizado	51
Tabla 4.9. Resumen resultados bienestar subjetivo por método utilizado	53

Declaración de cesión de derecho de publicación

Yo, Mario Sebastián Rodríguez Álvarez, autor/a de la tesis titulada “Evaluando la calidad de vida urbana en el centro histórico de Quito aplicando técnicas cuantitativas, espaciales y de *machine learning*”, declaro que la obra es de mi exclusiva autoría, que la he elaborado para obtener el título de maestría de investigación en Estudios Urbanos mención Geografía y Procesos Territoriales, concedido por la Facultad Latinoamericana de Ciencias Sociales, FLACSO Ecuador.

Cedo a la FLACSO Ecuador los derechos exclusivos de reproducción, comunicación pública, distribución y divulgación, bajo la licencia Creative Commons 3.0 Ecuador (CC BY-NC-ND 3.0 EC), para que esta universidad la publique en su repositorio institucional, siempre y cuando el objetivo no sea obtener un beneficio económico.

Quito, abril de 2023 año.

A handwritten signature in blue ink, appearing to read 'M. S. R. A.', is written over a horizontal line.

Firma

Mario Sebastián Rodríguez Álvarez

Resumen

La presente investigación representa un esfuerzo en la evaluación de la calidad de vida de los habitantes del centro histórico de Quito a través de la utilización de diversas técnicas cuantitativas, espaciales y de *machine learning*. Para esto se analizó la Encuesta Multipropósito del Centro Histórico de Quito levantada por el Instituto de la Ciudad en el año 2016. Así, mediante la adopción de la calidad de vida subjetiva como marco teórico y el uso de técnicas de regresión estadística como aproximación metodológica, se identificó las distintas variables que explican la satisfacción de la población con respecto a la educación, vivienda, calidad ambiental, salud, economía, relaciones sociales y a la vida en general. Los principales hallazgos se vinculan al reconocimiento de diversas variables (nivel educativo deseado, tenencia de la vivienda, exposición a contaminación del aire, calidad de servicios públicos de salud, rango de ingresos, pertenencia al barrio, etc.) significativas en la explicación de cada una de las dimensiones de satisfacción mencionadas. En este sentido, los modelos de regresión propuestos presentaron un poder explicativo considerado entre los rangos de bajo-medio. Así, se evidenció que las distintas técnicas arrojaron resultados relativamente similares en cuanto a la identificación de variables explicativas, sin embargo, se resalta la utilización de regresiones de carácter espacial y de técnicas de *machine learning* debido a su robustez estadística. Se concluye que la calidad de vida es un marco analítico multifacético donde el bienestar subjetivo y la satisfacción constituyen aspectos sustanciales que requieren en su análisis la incorporación de diversas aproximaciones analíticas. En este sentido, la evaluación de la satisfacción de las personas acerca de distintos dominios de la vida y con la vida misma implica un insumo fundamental para la política y planificación urbana.

Agradecimientos

A todos los que hacen FLACSO Ecuador, en especial a mi tutor, Pablo Cabrera Barona, por su apoyo, apertura y generosidad.

A todos los que contribuyeron directa o indirectamente en la culminación de esta etapa.

Capítulo 1. Introducción

1.1. Antecedentes

Las ciudades son el futuro de la humanidad y el filtro a través del cual la mayoría de personas experimentarán la naturaleza (Pickett, Cadenasso, y Brian 2013). En la actualidad, más de la mitad de la población mundial (55%) vive en ciudades y para el 2050 se espera que el porcentaje incremente al 68% (ONU 2019). Alrededor de la mitad de la población urbana ocupa asentamientos con menos de 50 000 habitantes, y se estima que para el 2030 el número de megaciudades (más de 10 millones de habitantes) ascienda de 33 a 43. Latinoamérica es una de las regiones más urbanizadas del planeta con el 81% de sus habitantes residiendo en áreas urbanas (ONU 2019). Este acelerado ritmo de urbanización presenta enormes desafíos para las sociedades contemporáneas y sus instituciones en términos de garantizar la calidad de vida de las personas y sus entornos.

La noción de calidad de vida se remonta a la antigua Grecia, donde Aristóteles hablaba de la “vida buena” y como la política pública ayuda a nutrirla (Cázares Blanco 2010). Dicha noción es concebida de tantas maneras como las posibilidades que el lenguaje ofrece y con frecuencia es intercambiada en la literatura con términos como bienestar, satisfacción y felicidad. Sin embargo, la idea subyacente es que la humanidad, a lo largo de su historia, sigue buscando mejorar sus condiciones y estilos de vida, de la forma en que estos se definan. Estos esfuerzos se han concentrado en la salud (para prolongar la vida), la riqueza (para superar la pobreza) y más recientemente en la democracia (para garantizar derechos humanos) (Glatzer 2015).

Un objetivo común de la mayoría de las sociedades ha sido mejorar la calidad de vida, razón por la que el estudio y análisis de esta se ha transformado en un campo de investigación interdisciplinario. En la actualidad existen distintas evaluaciones empíricas a escala global, regional y local como el Índice de Desarrollo Humano (Sen y Anand 1994), el Reporte Mundial de Felicidad (Helliwell, Layard, y Sachs 2012), el Índice de Prosperidad Urbana (Wong 2015) y el Indicador de Calidad de Vida para Latinoamérica (Somarriba Arechavala y Zarzosa Espina 2016) respectivamente. A pesar de cierto sesgo económico predominante de las evaluaciones en general (Mittal, Chadchan, y Mishra 2020), nuevas aproximaciones interdisciplinarias, integrativas y metodológicamente novedosas surgen bajo la premisa de que tanto dimensiones objetivas como subjetivas son fundamentales en la explicación de la calidad de vida y del bienestar.

El uso generalizado de las TICs y la disponibilidad masiva de información, en parte gracias al Internet de las Cosas (IdC), presenta oportunidades únicas para comprender el comportamiento e interrelaciones de la población en el espacio urbano y su influencia en su calidad de vida (Sabel et al. 2021). Las nuevas tecnologías y la información geolocalizada tienen el potencial de influir en el desarrollo de ciudades más saludables y con mejores niveles de calidad de vida y bienestar (Kamel Boulos y Al-Shorbaji 2014). De esta manera, técnicas de *machine learning* (ML) son utilizadas, cada vez con mayor frecuencia, en la extracción automática de conocimiento a partir de datos recolectados por distintos sensores, dispositivos y servicios. Esto obliga a replantear aspectos de la investigación social, caracterizada empíricamente por la escasez de información, en cuanto al potencial que técnicas como el ML brindan para la construcción y testeo de nuevos marcos analíticos de carácter inductivo (Grimmer, Roberts, y Stewart 2021).

1.2. Justificación

La calidad de vida se manifiesta de forma diferenciada entre hogares, barrios, ciudades, regiones y países. En el contexto latinoamericano, la desigualdad y pobreza estructural se relacionan directamente con esta distribución (Burchardt 2012; Somarriba Arechavala y Zarzosa Espina 2016). Así, las condiciones propias de un lugar en cuanto a sus características físicas, socioeconómicas y ambientales inciden en el bienestar subjetivo (aproximación fundamental a la calidad de vida) y, por ende, en la satisfacción de las personas con respecto a sus entornos, los cuales son con mayor frecuencia urbanos (Rojas y Elizondo-Lara 2012; Pacione 2003a; Marans y Stimson 2011).

El análisis y evaluación de la calidad de vida subjetiva, es fundamental para entender no solo el comportamiento de las personas sino también la satisfacción de ellas hacia la vida y hacia los diferentes dominios de ella. Esto tiene implicaciones políticas en términos de demanda de acción pública, planificación urbana, decisiones residenciales, sustentabilidad ambiental, patrones migratorios, etc. (Marans y Stimson 2011, 2). De esta manera, el debate público en torno al bienestar subjetivo de la población se ha convertido en un eje rector de cualquier agenda política y de planificación actual.

En Ecuador y en especial en Quito la investigación relacionada a la calidad de vida, en general, no se ha desarrollado de manera extensa y por lo general ha estado vinculada implícitamente a procesos amplios de gestión y planificación pública. Sin embargo, existen

algunos trabajos recientes con respecto a la evaluación de la calidad de vida en la capital que si bien no ahondan en discusiones conceptuales o metodológicas de análisis, constituyen aportes a la temática (Instituto de la Ciudad 2015; Chacón Arias et al. 2020).

Sobre esta base, la presente investigación pretende evaluar la calidad de vida, entendida desde el bienestar subjetivo, de los habitantes del centro histórico de Quito (CHQ) mediante el análisis, a través de diversas técnicas cuantitativas, espaciales y de ML, de la relación entre distintos factores y la satisfacción de sus habitantes con respecto a diferentes dominios de la vida. Esto se sustenta en dos razones: la primera es que la evaluación y análisis de calidad de vida de la población es esencial para fundamentar cualquier intervención pública en ciudades y específicamente en centros históricos; y además se ha identificado la existencia de un vacío de investigación en cuanto al enfoque metodológico del análisis del tema, en la zona a evaluar.

1.3. Pregunta de investigación, objetivos y alcance

Se plantea responder a la pregunta central: ¿Qué dimensiones del bienestar subjetivo están más relacionadas con la satisfacción con la vida de los habitantes del CHQ? Y a la específica: ¿Qué factores determinan la satisfacción en cada una de las dimensiones del bienestar subjetivo de los habitantes del CHQ?

Los objetivos de la investigación, por tanto, son:

- Identificar las dimensiones del bienestar subjetivo que están más relacionadas con la satisfacción con la vida de los habitantes del CHQ
- Identificar los factores que determinan la satisfacción en cada una de las dimensiones del bienestar subjetivo de los habitantes del CHQ.
- Aplicar y comparar distintas técnicas cuantitativas, espaciales y de *machine learning* para explicar de forma multivariada el bienestar subjetivo de los habitantes del CHQ.
- Reflexionar sobre la realidad de los habitantes CHQ en base a los resultados obtenidos y sugerir potenciales recomendaciones de política urbana.

El estudio se encuentra delimitado espacial y temporalmente por la Encuesta Multipropósito del Distrito Metropolitano de Quito (DMQ) (Instituto de la Ciudad 2016). El alcance espacial es el área de intervención del CHQ definida para la encuesta. Este estudio propone una aproximación metodológica novedosa con respecto al análisis y evaluación de la calidad de

vida urbana, lo cual inaugura una línea de investigación vinculada al uso de técnicas propias del auge de la era de la información para la reflexión de espacios urbanos históricos.

Capítulo 2. Marco teórico

2.1. Calidad de vida urbana

La calidad de vida (CV) es un concepto multidimensional abordado por lo general desde un enfoque interdisciplinario. Este puede entenderse como la satisfacción que una persona recibe de las condiciones físicas y humanas circundantes, las cuales pueden influenciar su comportamiento individual y colectivo (Mulligan, Carruthers, y Cahill 2004). Se espera que la mayoría de la población mundial resida en ciudades, por lo que resulta fundamental examinar la relación entre las características de dichos espacios urbanos y la CV de sus habitantes mediante la noción de calidad de vida urbana (CVU) (Marans y Stimson 2011). A pesar de que no exista consenso acerca de su definición y medición ni tampoco un modelo estandarizado para su análisis, a través de la historia, tanto la CV en general como la CVU en particular, han sido evaluadas mediante dos aproximaciones básicas: una objetiva y otra subjetiva. La primera se refiere al análisis de información secundaria sobre todo proveniente de fuentes oficiales, mientras que la segunda hace referencia al levantamiento y estudio de información primaria centrada en los comportamientos y percepciones de las personas (Marans 2015).

La dimensión objetiva de la CVU representa las condiciones de la vida externas al individuo (Das 2008), es decir, refleja las características fácticas de un contexto geográfico específico en relación a una amplia gama de dominios (Diener y Suh 1997, 192). En su evaluación y monitoreo se usan indicadores objetivos construidos estadísticamente a partir información secundaria de características del entorno urbano incluyendo variables de empleo, vivienda, salud, educación, etc. Los indicadores objetivos permiten determinar si se cumplen estándares de vida oficiales y cuál es su comportamiento en el espacio y tiempo (Stimson y Marans 2011).

El movimiento de indicadores sociales ha sido una aproximación importante para la investigación de la CV objetiva. Este representó un marcado cambio del debate público en torno a la atención exclusiva de fenómenos económicos hacia la consideración de aspectos sociales a distintas escalas durante las décadas de 1960 y 1970 (Stimson y Marans 2011). Los indicadores sociales implican la medición del estado y los cambios en el tiempo de condiciones de la sociedad cuya medición debe vincularse con la política pública. Estos indicadores incorporan de forma explícita una perspectiva espacial (a escala urbana, local,

regional o metropolitana) por lo se pueden operacionalizar como indicadores sociales territoriales (Smith 1973). Así, los indicadores sociales territoriales buscan identificar y analizar las diversas variaciones socioespaciales de la calidad de vida a diferentes escalas. En este sentido, estos pueden hacer uso de métricas objetivas como subjetivas. El primer tipo de indicadores hace uso de información primaria como encuestas sobre el terreno o analiza bases de datos secundarias de carácter censal. En contraste, los indicadores sociales territoriales subjetivos utilizan en su análisis conceptos como la habitabilidad, el cual depende de valoraciones y percepciones específicas de las personas (Pacione 2003b).

Uno de los aspectos centrales del interés investigativo por la calidad de vida se encuentra en la reflexión acerca de la relación entre las personas y su entorno urbano. Esta relación se constituye en el objeto de estudio de la subdisciplina denominada como geografía social urbana y pone de relieve la importancia del componente espacial en la evaluación de la CVU. Dentro de dicha subdisciplina se ha dirigido un esfuerzo considerable en la evaluación de la calidad de diferentes entornos, sobre todo aquellos marcados por situaciones caracterizadas por bajos niveles de calidad de vida (Pacione 2003b).

Por otro lado, la dimensión subjetiva de la CVU representa la evaluación individual con respecto a condiciones objetivas de la vida (Das 2008). Estudia las experiencias de vida subjetivas de las personas en términos de satisfacción, percepciones y emociones reportadas por las mismas (Diener y Suh 1997). Estas se evalúan mediante técnicas cualitativas que buscan cuantificar dichos juicios subjetivos con respecto a distintos aspectos de la vida en general y al entorno urbano en específico (McCrea et al. 2011).

Históricamente, los términos CV y felicidad han sido intercambiables en las investigaciones de CV subjetiva. En sus inicios, las reflexiones del tema se basaron en dos puntos de vista filosóficos: la perspectiva eudemonista y la hedonista (McCrea et al. 2011). La primera entiende a la CV desde un enfoque normativo, es decir, establece lo que se debe hacer para ser feliz, llevando la discusión hacia la moral. La segunda perspectiva se enfoca en la satisfacción en un sentido positivo, centrándose en la pregunta: ¿Qué es lo que satisface al individuo? (Cummins y Weinberg 2015). En este sentido, la mayor cantidad de investigaciones en CV subjetiva ha adoptado un enfoque empírico hedonista positivo (McCrea et al. 2011).

La evaluación de la CVU subjetiva se ha realizado, por lo general, mediante la aplicación de encuestas con el objeto de recolectar valoraciones, juicios y percepciones de los individuos con respecto a distintos aspectos de la vida urbana. En este sentido, Cummins (1996)

identificó siete dominios de la vida fundamentales para evaluar la satisfacción de las personas: bienestar material, salud, productividad, intimidad, seguridad, comunidad y bienestar emocional. Por otro lado, Campbell, Converse, y Rodgers (1976) y Pacione (2003) establecieron que la CVU subjetiva se relaciona con el entorno en el que las personas viven y por ende incluye la satisfacción en cuanto a la vivienda, vecindario, comunidad y regiones urbanas. Las escalas de análisis de la CVU se interrelacionan entre sí en el sentido de que, por ejemplo, la satisfacción con respecto a la vivienda no solo se puede asociar con atributos de la vivienda sino también con características del entorno urbano circundante (McCrea et al. 2011).

Existen varios modelos y aproximaciones de evaluación de CV subjetiva en entornos urbanos (McCrea et al. 2011). Los modelos “desde abajo” sugieren que la satisfacción específica de algunos subdominios de la vida predicen la satisfacción global en dominios más amplios (Cummins 1996; Sirgy et al. 2000). En contraste, los modelos “desde arriba” establecen que características psicológicas de la personalidad pueden determinar tanto la satisfacción global como la específica (Vittersø 2001; Hayes y Joseph 2003). Por otro lado, existen evaluaciones que hacen uso de modelos de juicio subjetivo, de adaptación y de relocalización residencial. En el primero, la evaluación de satisfacción se basa en la diferencia entre los atributos concretos de juicio y estándares de comparación (Michalos 1986). En los modelos de adaptación los juicios concretos y estándares de comparación tienden a converger en el tiempo, a modo de un mecanismo funcional para generar evaluaciones positivas independientes de las circunstancias (Diener, Lucas, y Scollon 2006). Por último, los modelos de relocalización residencial plantean que distintos atributos percibidos del entorno urbano pueden influenciar la movilidad residencial de la población (Golledge y Stimson 1997).

Diversos autores han vinculado aproximaciones objetivas y subjetivas de CV con el objeto de ampliar su visión del campo de estudio. El trabajo seminal de Campbell, Converse, y Rodgers (1976) es citado con frecuencia como uno de los primeros análisis de CV, en donde se estableció vínculos entre una serie de variables socioeconómicas, demográficas y ambientales y niveles de satisfacción de la población con respecto a diferentes aspectos de la vida (Marans 2015). En las últimas décadas, varios autores han indagado la asociación entre aproximaciones objetivas y subjetivas de la CVU mediante el establecimiento de relaciones estadísticas. Por ejemplo, McCrea, Shyy y Stimson (2006) aplicaron de modelos de ecuaciones estructurales para cuantificar la relación entre indicadores objetivos y subjetivos de servicios, infraestructura y hacinamiento en la región de South East Queensland, Australia.

También, Keul y Prinz (2011) encontraron que variables de vivienda, densidad poblacional, vegetación, seguridad, etc. tienen una correlación fuerte con la percepción promedio de CVU en Salzburgo, Austria. Por su parte, Merschdorf, Hodgson, y Blaschke (2020) desarrollaron un modelo para examinar la relación entre métricas objetivas y percepciones subjetivas de CVU en Nueva Zelanda a través de un análisis de componentes principales y un modelo de regresión lineal multivariada.

En Latinoamérica la investigación que integra aspectos objetivos y subjetivos de calidad de vida ha aumentado a partir del inicio de siglo (Somarriba Arechavala y Zarzosa Espina 2016). El trabajo de Graham y Pettinato (2002) es considerado uno de los primeros estudios en examinar la relación entre el bienestar y la sustentabilidad política en la región. Rojas (2012) realizó un esfuerzo en sintetizar y discutir las principales características latinoamericanas en cuanto a su evaluación de calidad de vida objetiva (basada en indicadores socioeconómicos), subjetiva (construida a partir de indicadores de bienestar) e histórica (discutiendo aspectos estructurales). También existen ejemplos de investigaciones relacionadas a países de la región, en específico a los del Cono Sur. Cid, Ferres, y Rossi (2008) exploraron los determinantes del bienestar subjetivo en cuanto a la relación entre variables objetivas de ingreso, salud, educación, etc. y niveles de felicidad reportados por población de Argentina, Chile y Uruguay. Por su parte, Discoli, Martini, y Barbero (2021) elaboraron un modelo de calidad de vida urbana para la ciudad de La Plata, ubicada en Argentina, que permite identificar áreas con determinada satisfacción o insatisfacción con respecto a infraestructura, servicios y calidad ambiental en el entorno urbano.

Siguiendo esta línea de investigación, son indispensables enfoques analíticos que examinen relaciones, principalmente estadísticas, entre características objetivas del entorno y percepciones subjetivas de las personas, esto con el objeto de evaluar su compleja y no lineal interrelación e influencia.

2.2. Bienestar subjetivo: un enfoque de dominios de vida

Dentro de los modelos de evaluación de la CV subjetiva “desde abajo” se encuentra la aproximación de bienestar subjetivo (Cummins 1996; Rojas y Elizondo-Lara 2012). Esta aproximación busca reflexionar en torno al bienestar que las personas experimentan y son conscientes en su vivencia diaria, es decir, un bienestar que no es ajeno al sujeto. A diferencia de enfoques normativos que determinan como debe ser un tipo de vida considerada como

buena, el principal interés de esta aproximación es estudiar el bienestar experimentado por las personas y, por tanto, identificar, mediante técnicas estadísticas inferenciales, sus factores explicativos (Rojas y Elizondo-Lara 2012).

En este sentido, Rojas y Elizondo-Lara (2012) postulan 5 principios epistemológicos en los que se basa el bienestar subjetivo. El primero es que el bienestar es inherentemente subjetivo, al ser el sujeto quien lo experimenta y en donde factores afectivos y cognitivos intervienen en dicha experiencia. El segundo manifiesta que la persona es la única autorizada para juzgar su bienestar, al ser esta la única quien lo experimenta. Así, cualquier otra forma de indagación podría implicar imputación o presunción. Tercero, la forma adecuada para conocer el bienestar de una persona es mediante la pregunta directa. Esta preguntar puede formularse de maneras diversas y haciendo uso de numerosas escalas de medición. Así, la felicidad, apreciación o satisfacción de vida reportada por una persona constituye una evaluación integral de su calidad de vida. El cuarto principio establece que el bienestar subjetivo declarado por la persona implica el reconocimiento de esta como mucho más que un agente u objeto académico, afirmándose así la pertinencia de un enfoque interdisciplinar en el estudio del bienestar. Finalmente, el quinto expresa que para identificar los factores explicativos del bienestar subjetivo se debe partir tanto de técnicas inferenciales como del desarrollo de teorías. De esta manera, la labor del investigador no es el juicio y determinación del bienestar de las personas, sino más bien el planteamiento de teorías acerca de los factores explicativos relevantes con el fin de corroborar o rechazar hipótesis.

El bienestar subjetivo puede ser analizado a través del concepto de satisfacción con la vida (Michalos, Zumbo, y Hubble 2000; Lu y Gilmour 2004; Rojas y Elizondo-Lara 2012). En este sentido, el enfoque de dominios de la vida permite la aproximación a este concepto (Cummins 1996; Rojas 2006). Para Rojas y Watkins-Fassler (2022) el enfoque de dominios de la vida introduce una jerarquía de dos niveles en la explicación de la relación entre diferentes factores y la satisfacción con la vida. En el primer nivel, la satisfacción con la vida de las personas surge a partir de su satisfacción con diferentes dominios de la vida, ya sean estos vinculados a la educación, salud, vivienda, trabajo, etc. Así, la satisfacción reportada en los distintos dominios de la vida se constituye en el sustrato para realizar una evaluación global de la satisfacción con la vida. Por otro lado, el segundo nivel de análisis explica que la satisfacción en los distintos dominios de la vida emerge a partir de diversos factores de la vida como el ingreso, la alimentación, el nivel educativo, la contaminación, etc.

La demarcación de los dominios de vida, es decir su definición y enumeración, es fundamentalmente arbitraria pero se mantiene en debate (Bardo 2017). Sin embargo, por lo general se trabaja sobre un grupo pequeño de dominios que abarquen la mayoría de las actividades, esferas o facetas de la vida de una persona. Así, el número de dominios depende tanto de los objetivos de la investigación como de la disponibilidad de información, teniendo en cuenta que cualquier delimitación no sea ajena al como las personas conciben su vida (Rojas y Elizondo-Lara 2012). Para fines de la presente investigación y por razones operativas y de disponibilidad de información, los dominios de la vida elegidos se representan a través de las dimensiones de educación, vivienda, ambiental, salud, económica, trabajo y social.

Siguiendo esta línea, se encuentra una amplia literatura vinculada directa o indirectamente al enfoque de dominios de vida aquí explicado, es decir, investigaciones que han arrojado hallazgos en cuanto a que diferentes dominios de la vida como la educación (Salinas-Jiménez, Artés, y Salinas-Jiménez 2011; Cheung y Chan 2009), la vivienda (Aragonés, Amérigo, y Pérez-López 2017; Bougouffa y Permana 2018), la calidad ambiental (Silva, de Keulenaer, y Johnstone 2012; L. Yuan, Shin, y Managi 2018), la salud actual (Ziolkowski, Blachnio, y Pachalska 2015; Michalos, Zumbo, y Hubley 2000), la situación económica (Rojas 2008; Rojas y Elizondo-Lara 2012), el trabajo (Bialowolski y Weziak-Bialowolska 2021; Unanue et al. 2017) y la relación social con vecinos (Hoogerbrugge y Burger 2018; Maass et al. 2016) son relevantes y explicativos de la variación de la satisfacción con la vida de las personas.

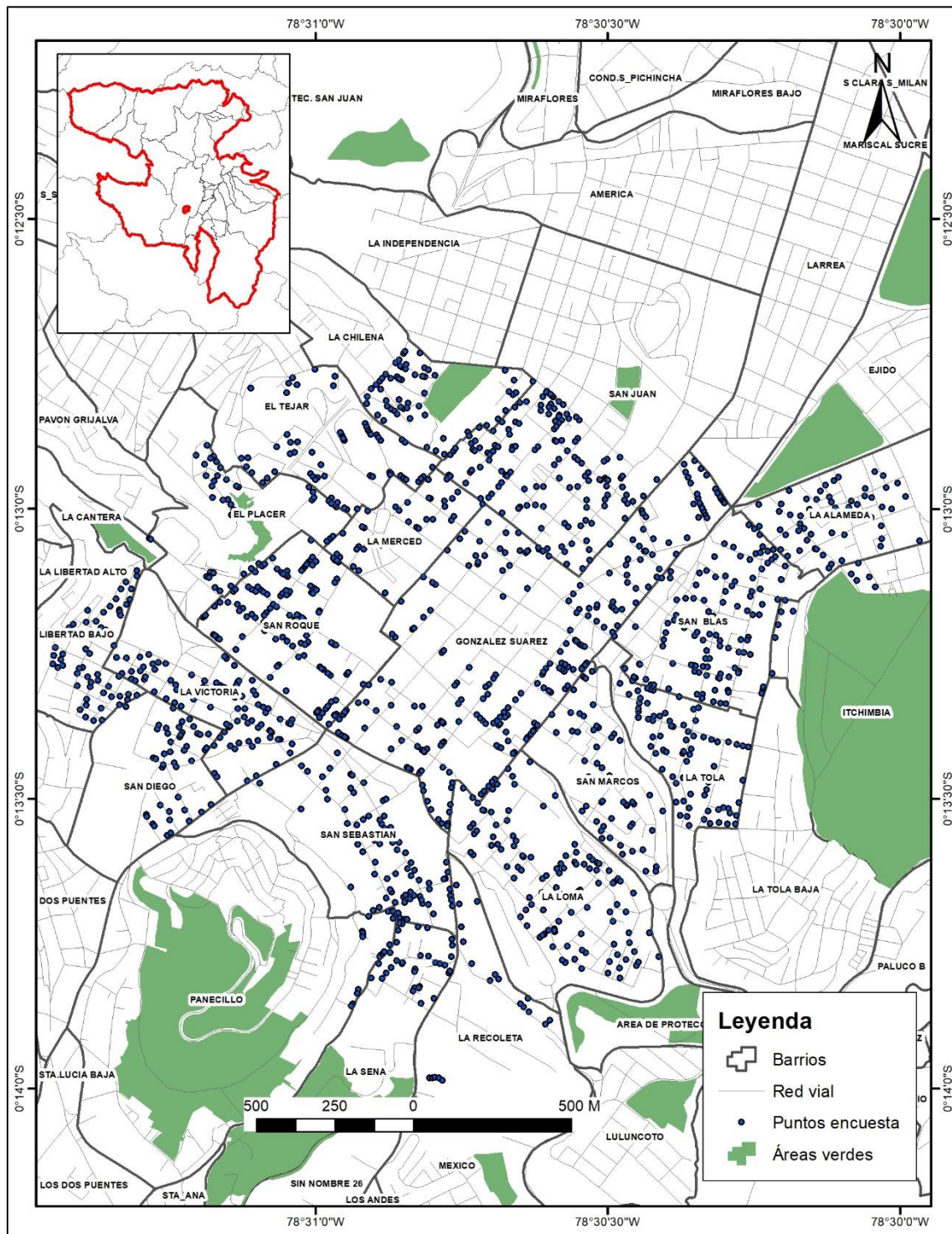
Capítulo 3. Metodología

3.1. Área de estudio

El Centro Histórico de Quito (CHQ) se asienta sobre las laderas del volcán Pichincha y se encuentra bordeado por las lomas del Panecillo e Itchimbía. Este constituye el núcleo originario o fundacional de la ciudad y se construyó a partir del característico trazado en damero colonial, en el cual el diseño cuadrangular se adaptó a un territorio limítrofe a quebradas y colinas (Instituto Metropolitano de Patrimonio 2017). En 1978 el CHQ fue declarado como Patrimonio Cultural de la Humanidad, actualmente denominado como Patrimonio Mundial, por la Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura (UNESCO). Dicha declaración es testimonio de la persistencia de valores históricos y culturales únicos, además de la existencia de una de las mayores y mejor preservadas densidades patrimoniales en Latinoamérica (Carrión 2010, 211).

Los límites del CHQ distinguen dos zonas bien definidas: una de protección edificada y otra de protección natural. La primera cuenta con 376 hectáreas (ha.) y está conformada por un Núcleo Central (54 ha.) correspondiente al barrio Gonzales Suarez y un envolvente barrial (322 ha.) correspondiente a los barrios de La Alameda, San Juan, La Chilena, El Tejar, La Merced, El Placer, San Roque, La Libertad, La Victoria, San Diego, San Sebastián, La Sena, La Recoleta, La Loma, San Marcos, La Tola y San Blas (Municipio de Quito y Junta de Andalucía 2003). Por otro lado, la zona de protección y amortiguamiento natural cuenta con 230 ha. y está constituida por las laderas de las colinas del Panecillo, El Itchimbía, El Placer, las estribaciones centrales del volcán Pichincha y un flanco de la quebrada del Río Machángara (Municipio de Quito y Junta de Andalucía 2003). La **Figura 3.1** ilustra al CHQ, sus barrios, vías y principales áreas verdes, las cuales constituyen los límites del área de estudio.

Figura 3.1. Mapa del área de estudio

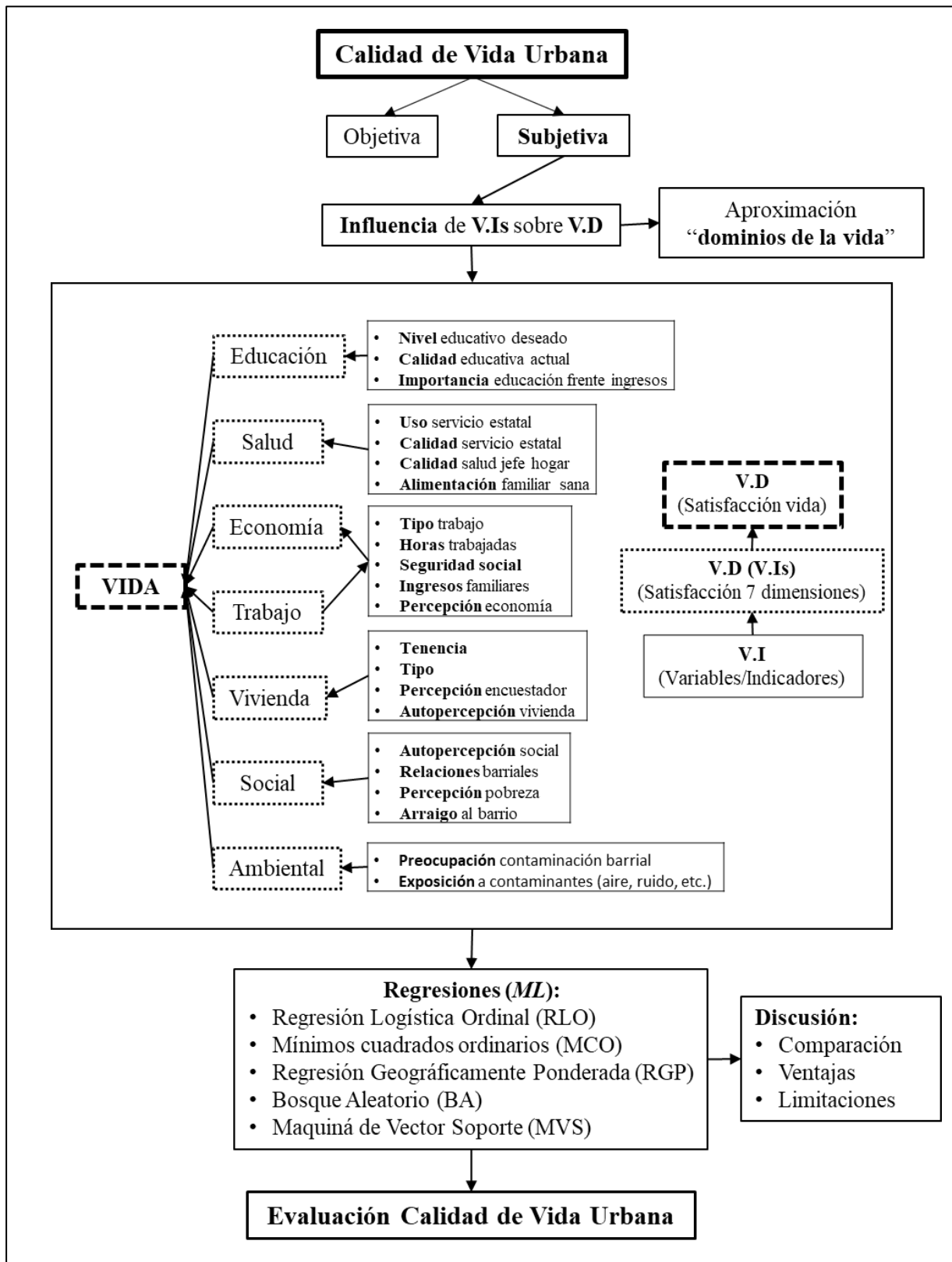


Fuente: elaboración propia a partir de Instituto de la Ciudad (2016) y Gobierno Abierto (2016).

3.2. Flujograma metodológico

El flujo metodológico de esta investigación parte de la operacionalización del concepto de calidad de vida urbana y de su dimensión subjetiva de análisis (Marans y Stimson 2011; McCrea et al. 2011). Así, mediante una aproximación de “dominios de la vida” (Cummins 1996; Rojas 2006; Rojas y Elizondo-Lara 2012) se identificó la influencia que distintos factores correspondientes a los dominios de educación, salud, vivienda, economía, social y ambiental tienen sobre la satisfacción de estos dominios y a su vez la influencia que la satisfacción de dichos dominios tienen sobre la satisfacción de la vida en general. Se utilizaron los factores o percepciones (en cuanto a criterios de calidad, uso, tipo, etc.) como variables independientes para explicar la satisfacción mediante cinco tipos de regresiones de carácter tradicional, espacial y de ML: logística ordinal, mínimos cuadrados ordinarios, geográficamente ponderada, máquinas de vector soporte y bosques aleatorios. Tras el cálculo de las regresiones se discutieron las variables independientes halladas como significativas de cada una de las satisfacciones propuestas y también se realizó una breve reflexión en torno a las técnicas utilizadas. La **Figura 3.2** muestra el flujo metodológico llevado a cabo.

Figura 3.2. Flujograma metodológico



Fuente: elaboración propia

3.3. Dimensiones, variables e indicadores de análisis

La evaluación de la calidad de vida urbana en el CHQ se realizó a partir de la información presente en la Encuesta Multipropósito del DMQ realizada por el Instituto de la Ciudad (2016). El universo de la encuesta toma en cuenta a los representantes de los hogares del CHQ (jefe del hogar o cónyuge) que residan al menos un año antes a la fecha de la encuesta. El tamaño muestral de la encuesta, con un nivel de confianza del 95%, corresponde a un total de 1966 hogares encuestados en cuatro subzonas: Núcleo Central (271), Eje 24 de mayo (504), Zona envolvente occidental (546) y Zona envolvente oriental (645). La cobertura geográfica de la encuesta es equivalente a la zona de protección edilicia mencionada en el apartado de área estudio.

En base a la estructura establecida en la encuesta (Instituto de la Ciudad 2016) se agrupó dicha información en siete dominios o dimensiones, cada una con distintas variables, indicadores y escalas de medición (**Tabla 3.1**). Las variables e indicadores utilizados en esta investigación fueron seleccionados a partir de las distintas secciones establecidas originalmente en la encuesta (Sección 1: Demografía, Sección 2: Eje de Gobierno del territorio, Sección 3: Eje de Igualdad de Oportunidades y Realización de derechos y Sección 4: Eje de autorrealización, reconocimiento y pertenencia) (Instituto de la Ciudad 2016).

En este sentido, la dimensión de educación (Sección 3) hace referencia a percepciones de calidad, importancia y expectativas educativas. La de vivienda (Sección 1 y 2) se asocia a percepciones de calidad, estado y a aspectos de tenencia y tipo. La ambiental (Sección 2) aborda cuestiones relacionadas a la preocupación ambiental y la exposición a distintos contaminantes. La dimensión de salud (Sección 3) se corresponde a las percepciones relacionadas a la calidad y uso de los servicios estatales, entre otros. Por su parte, la económica (Sección 3) se vincula a cuestiones relacionadas al trabajo, ingresos y seguridad social. La social (Sección 3 y 4) aborda las percepciones correspondientes a las relaciones sociales y de autopercepción de clase social y etnia. Finalmente, la dimensión de bienestar subjetivo (Sección 4) hace referencia a la satisfacción en distintos dominios de la vida y de la vida misma.

Tabla 3.1. Dimensiones, variables e indicadores

Dimensión	Variable	Indicador ¹	Escala	Descripción de escala
Educación	Expectativa educativa jefe del hogar	F3.28. Nivel educativo deseado de alcanzar	1 - 12	1: Ninguno; 4: Primaria incompleta; 5: Primaria completa; 6: Educación básica incompleta; 7: Educación básica completa; 8: Educación media incompleta; 9: Educación media completa; 10: Educación superior incompleta; 11: Educación superior completa; 12: Postgrado
	Percepción calidad	F3.32. Calidad educativa actual	0 - 5	0: Calidad mínima; 5: Calidad máxima
	Percepción importancia	F3.33. Importancia educación familiar en relación a ingresos	1 - 4	1: Muy importante; 2: Medianamente importante; 3: Indiferente; 4: No es importante
Vivienda	Tenencia	F1.13. Tenencia de vivienda que ocupa este hogar	1 - 7	1: Propia y totalmente pagada; 2: Propia y la está pagando; 3: Propia (regalada, donada, heredada o por posesión); 4: Presta o cedida (no paga); 5: Por servicios; 6: Arrendada; 7: Anticresis
	Tipo	F1.15. Tipologías	1 - 5	1: Casa/Villa; 2: Departamento en casa o edificio; 3: Mediagua; 4: Cuarto en casa de inquilinato; 5: Otra
	Calidad (según encuestador)	F1.19. Calificación de la vivienda de la manzana	1 - 7	1. Lujosas; 2. Medio alto; 3: Medio; 4: Medio bajo; 5: Modestas; 6: Pobres; 7: Tugurizadas
	Estado (según encuestador)	F1.20. Estado de viviendas de manzana	1 - 4	1: Excelentes; 2: Buenas; 3: Regulares; 4: Malas
	Autopercepción estado	F2.12.1 Estado en general de la vivienda	0 - 10	0: Calidad mínima; 10: Calidad máxima
	Percepción vivienda ante desastres	F2.17. Seguridad ante terremotos		

¹ Codificación de indicadores correspondiente a Instituto de la Ciudad (2016)

Ambiental	Preocupación contaminación ambiental	F2.52. Preocupación contaminación barrial	1 - 2	1: Sí; 2: No
	Grado de afectación por exposición a contaminantes	F2.58. Ruido	1 - 5	1: Afectación mínima; 5: Afectación máxima
		F2.59. Olores		
		F2.61. Aire		
		F2.62. Basura		
F2. 67. Fauna urbana				
Salud	Uso de servicio de salud	F3.15.1. Uso de servicio estatal	1 - 2	1: Sí; 2: No
	Calidad servicio de salud	F3.15.2. Calidad servicio estatal	1 - 5	0: Calidad mínima; 5: Calidad máxima
	Percepción calidad salud	F3.21.1. Calidad salud del jefe del hogar	1 - 3	1: Buena; 2: Regular; 3: Mala
	Percepción buena alimentación	F3.23. Alimentación familiar saludable	1 - 2	1: Sí; 2: No
Economía	Tipo de trabajo jefe del hogar	F3.1.2. Tipologías	1 - 9	1: Empleado público; 2: Empleado privado; 3: Jornalero/peón; 4: Patrono; 5: Socio; 6: Cuenta propia; 7: Trabajador no remunerado; 8: Empleado/a doméstico/a; 9: Trabajador no calificado urbano
	Horas trabajadas jefe del hogar	F3.1.3. Número de horas trabajadas la última semana	#	-
	Seguridad social jefe del hogar	F3.6.1. Disponibilidad de seguridad social	1 - 2	1: Sí; 2: No

	Ingresos familiares	F3.9. Rango de ingresos	1 - 5	1: De \$0 a \$330; 2: De \$331 a \$524; 3: De \$525 a \$800; 4: De \$801 a \$1.300; 5: \$1.301 y más
	Percepción economía	F3.10. Situación económica hogar último año	1 - 3	1: Ha mejorado; 2: Sigue igual; 3: Ha empeorado
F3.11. Situación económica ciudad último año				
Social	Autopercepción	F3.37. Pertenencia a clase social	1 - 5	1: Alta; 2: Media alta; 3: Media; 4: Media baja; 5: Baja
		F3.49.1. Pertenencia a etnia	1 - 8	1: Indígena; 2: Afrodescendiente; 3: Negro; 4: Mulato; 5: Montubio; 6: Mestizo; 7: Blanco
	Relaciones barriales	F4.16. Nivel de socialización personas en su barrio	1 - 2	1: Sí; 2: No
	Pertenencia al barrio	F4.17. Grado de pertenencia al barrio o comunidad		
	Percepción pobreza respecto a entorno	F4.20. Consideración del hogar con respecto al barrio	1 - 5	1: Mas pobre; 2: Igual; 3: Mas rico; 4: No sabe; 5: No responde
	Arraigo al barrio	F4.21. Deseo de residir en otro lugar de Quito	1 - 2	1: Sí; 2: No
	Bienestar subjetivo	Satisfacción dominios de vida	F4.1. Educación alcanzada	0 -10
F4.2. Salud actual				

		F4.3. Situación económica actual		
		F4.4. Vivienda		
		F4.5. Trabajo		
		F4.6. Satisfacción con la vida		
		F4.8. Relación con los vecinos		
		F4.13. Calidad ambiental		

Fuente: elaboración propia en base a Instituto de la Ciudad (2016)

3.4. Métodos

Recientemente, el uso de técnicas de ML ha aumentado en las Ciencias Sociales (Schonlau y Zou 2020). El ML es entendido como todos los métodos que implican el aprendizaje automático (IA) de un modelo a partir de datos pasados con el fin de predecir datos futuros. Así, se pueden implementar diversas técnicas estadísticas, probabilísticas y de optimización como procesos de aprendizaje. Estas van desde las tradicionales regresiones lineales (logística ordinal o por mínimos cuadrados ordinarios), pasando por las regresiones de carácter espacial (geográficamente ponderada), hasta los novedosos algoritmos desarrollados como el de bosque aleatorio y la máquina de vector soporte (Huang et al. 2018).

Así, se entiende al ML como rama de la IA que como técnica de análisis gana cada vez mayor popularidad en las ciencias sociales en general y en los estudios de la ciudad en específico (Grimmer, Roberts, y Stewart 2021; Nosratabadi et al. 2020). Este brinda la capacidad a los algoritmos de aprender y mejorar automáticamente a partir de datos. El ML tiene el potencial de automatizar procesos que tradicionalmente dependen de una intensiva labor como también de ser usado para mejorar la precisión de la predicciones de diversos modelos estadísticos (Sabel et al. 2021, 265).

Existen diferentes tipos de ML entre los que se encuentran el supervisado, el no supervisado y el *deep learning* (DL) (Wang y Cao 2021). El supervisado, frecuentemente usado en análisis de clasificación y regresión, se basa en el aprendizaje de una función que asigna a los datos de entrada una etiqueta de salida a partir de un conjunto de datos de entrenamiento, es decir, se conoce el resultado deseado y el algoritmo es entrenado a través de ejemplos de lo que se quiere clasificar o predecir. El no supervisado, usado en análisis de asociación y *clustering*, busca identificar estructuras o patrones ocultos en los datos de entrada agrupando objetos de similares características y descubriendo relaciones interesantes entre los datos sin el uso de datos de entrenamiento. El DL es un tipo de ML cuya estructura se inspira en el funcionamiento de las redes neuronales del cerebro humano. A diferencia de otros de tipos de ML tradicionales, el DL contiene una serie de capas que resultan en predicciones con mayor precisión y que además no requieren la depuración exhaustiva de los datos de entrada.

El ML ha sido utilizado con frecuencia en datos de sensores remotos para analizar y clasificar aspectos biofísicos de la superficie de la Tierra. Sin embargo, su uso se ha extendido a la detección y predicción en estudios de movilidad, inequidad y cambios en entornos urbanos (Ibrahim, Haworth, y Cheng 2019; Arribas-Bel, Patino, y Duque 2017; Reades, De Souza, y Hubbard 2019). El uso de técnicas de ML para el modelamiento urbano se remonta al menos desde la década de 1990. Gong, Marceau, y Howarth (1992) automatizaron el mapeo del uso de suelo urbano mediante un clasificador de máxima verosimilitud para imágenes satelitales del área metropolitana de Toronto, Canadá. Liu et al. (2017) evaluaron las cualidades del entorno urbano de Beijing (calidad de construcción y mantenimiento de la fachada) mediante el uso de técnicas de ML y de imágenes *street view*. Suel et al. (2019) aplicaron técnicas de DL para cuantificar y predecir la distribución espacial de variables de ingreso, educación, empleo, etc. a partir de imágenes de calle en la ciudad de Londres. Khan (2019) utilizó técnicas supervisadas y no supervisadas de ML para mapear condiciones de vida y tipologías residenciales a partir de información censal e imágenes satelitales en Nairobi, Kenia.

El uso de técnicas de ML en la investigación de CV y CVU (especialmente en su vertiente subjetiva relacionada a la satisfacción y los dominios de vida) es reciente y por ende los estudios que incorporan este enfoque metodológico son escasos. Dichos estudios se han enfocado, por lo general, en el análisis sentimental para la predicción de la CV (Kaur et al. 2019). En este sentido, existen algunos estudios pioneros en el tema. Yang y Srinivasan (2016) aplicaron técnicas de ML para identificar y extraer expresiones de satisfacción e insatisfacción con la vida mediante el examen de una muestra de datos de *Twitter* en un

periodo de dos años. Aouadni y Rebai (2017) propusieron un modelo para medir la satisfacción laboral, en el cual se combina técnicas de análisis multicriterio de satisfacción y algoritmos genéticos. Esto con el objeto de robustecer estadísticamente el modelo y brindar soporte a la toma de decisiones gerenciales. Finalmente, Kaur et al. (2019) diseñaron un índice de CV mediante un novedoso modelo analítico que combinó técnicas de ML supervisado. Los autores buscaron predecir, con una alta precisión, la satisfacción con la vida de la población, a escala nacional, a partir de parámetros de vivienda, educación, salud, acceso a servicios, etc.

La Encuesta Multipropósito del CHQ, utilizada en la presente investigación, se compone en gran parte por información de carácter ordinal. Así, es una base de datos que presenta tanto información objetiva reportada por los habitantes del CHQ como también una serie de valoraciones frente a diversas esferas de la vida en donde se utilizan escalas ordinales de respuesta. Así, las variables dependientes definidas para los modelos de regresión propuestos son de carácter ordinal (satisfacciones con distintos dominios de la vida). Teniendo esto en cuenta, las técnicas idealmente apropiadas a utilizar con este tipo de datos son las regresiones de carácter ordinal. La selección de las técnicas de regresión por mínimos cuadrados ordinarios y geográficamente ponderada respondió a un interés exploratorio y complementario de análisis. En este sentido, a pesar de que estas se utilizan idealmente con variables de carácter cuantitativo, se ha encontrado que estas no son del todo incompatibles con modelos ordinales. En este sentido, la regresión por mínimos cuadrados ordinarios ha mostrado arrojar resultados similares a la técnica de OR en cuanto a intervalos de confianza (Norris et al. 2006). Por su parte, la regresión geográficamente ponderada ha sido utilizada también en modelos de respuesta de satisfacción de vida ordinales, arrojando resultados relevantes en cuanto la variación espacial de las variables involucradas (Zuhdi, Sari Saputro, y Widyaningsih 2017). Finalmente, las técnicas de ML seleccionadas han sido utilizadas para modelos de respuesta ordinal presentando excelente rendimiento, gracias a la naturaleza propia de los algoritmos (Montesinos López, Montesinos López, y Crossa 2022; Janitza, Tutz, y Boulesteix 2016).

3.4.1. Regresión Logística Ordinal

Se entiende como ordinal a una variable cuyas categorías tienen un orden natural (Bürkner y Vuorre 2019). Así, clasificar o predecir valores numéricos a partir de información

categorizada es uno de los temas centrales de investigación en ML. Sin embargo, poca atención se presta a los problemas de regresión o clasificación ordinal donde las etiquetas de la variable respuesta presentan categorías ordenadas como las encuestas de satisfacción (Gutierrez et al. 2016). Es común analizar datos ordinales con métodos estadísticos que asumen respuestas métricas, lo que implica potenciales errores de inferencia (Liddell y Kruschke 2018). Afortunadamente, los avances recientes en estadística y software estadístico proporcionan diversas opciones en cuanto a modelos que se ajustan de forma apropiada a variables ordinales. Estos se conocen como modelos de regresión ordinal (Bürkner y Vuorre 2019).

El modelo de probabilidades proporcionales desarrollado por McCullagh (1980) y Agresti (2002) es quizá el método más conocido y utilizado para estimar un variable respuesta ordinal. Se utiliza con el fin de estimar la probabilidad acumulada de estar en o por debajo de una categoría de la variable respuesta. El modelo asume que el efecto de cada predictor es el mismo en todas las categorías de la variable respuesta. Esta restricción se conoce como el supuesto de probabilidades proporcionales o líneas paralelas (X. Liu y Koirala 2012). La extensión del modelo de regresión logística para variables binarias hacia variables respuesta ordinales implica el modelamiento de *logits* acumulativos (Quispe Flores y Agüero Palacios 2017). Así, este modelo relaciona la variable dependiente Y con las variables independientes $X=(x_1, x_2, \dots, x_k)$, de la siguiente forma (Girón Dávila 2010, 58):

$$\text{logit} [P (Y > j)] = \ln \left(\frac{P (Y > j)}{1 - P (Y > j)} \right) = \alpha_j + X\beta, j = 1, 2, \dots, c - 1$$

Donde $\beta'=(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k)$ es el vector de parámetros y $\alpha_j, j = 1, 2, \dots, c-1$ los términos independientes. De esta manera, el *odds ratio* (OR) para este modelo representa la cantidad de cuantas veces es mayor la probabilidad de estar en una categoría superior a j con respecto a una igual o inferior a j si se presenta la característica x_i frente a x'_i , al tiempo que se mantienen el resto de variables explicativas. El OR viene dado por la expresión (Girón Dávila 2010, 59):

$$OR_{(>j/\leq j)}(X/x_i, x'_i) = \exp(\beta_i(x_i - x'_i)), i = 1, \dots, k$$

Existen un sinnúmero de paquetes estadísticos que viabilizan el cálculo de este modelo. En el entorno R, el paquete *MASS* (Venables y Ripley 2002), y específicamente su función *polr()*, permite ajustar un modelo de regresión logística o *probit* a una variable respuesta ordinal. Algunos argumentos de ajuste del algoritmo son: *formula* (especificación de variables dependiente e independientes), *data* (base de datos con variables presentes en la fórmula), *method* (*logístico*, *probit*, *log-log* o *cauchit*), etc. (R Core Team 2021).

Por otro lado, la técnica *Polytomous Universal Model* (PLUM), propia del software estadístico SPSS, es una extensión del modelo de regresión lineal generalizado utilizado para datos de respuesta ordinal (X. Liu 2009). Esta proporciona cinco tipos de funciones de enlace: *logit*, *probit*, *log-log* complementario, *cauchit* y *log-log* negativo. La técnica toma la siguiente forma:

$$\text{logit} [\pi(Y \leq j | x_1, x_2, \dots, x_p)] = \ln \left(\frac{\pi(Y \leq j | x_1, x_2, \dots, x_p)}{\pi(Y > j | x_1, x_2, \dots, x_p)} \right) = \alpha_j + (-\beta_1 X_1 - \beta_2 X_2 - \dots - \beta_p X_p)$$

Donde los α_j 's son los umbrales y $\beta_1, \beta_2 \dots \beta_p$ son los coeficientes *logit*; $j = 1, 2, \dots, J-1$ (X. Liu 2009).

La Regresión Logística Ordinal (RLO) fue realizada a través de dos métodos: *Odds Ratio* (software R) y *Polytomous Universal Model* (PLUM) (software SPSS). En el caso del primero se tomó en cuenta las V.I significativas y sus correspondientes *Odds Ratio*, mientras que en la segunda el coeficiente de determinación R^2 (Nagelkerke) y las V.I con mayor cantidad de categorías significativas.

3.4.2. Mínimos Cuadrados Ordinarios

Desarrollado por Carl Gauss, Adrien Legendre y Robert Adrain hace más de doscientos años, el método de mínimos cuadrados sigue siendo utilizado frecuentemente para analizar datos y extraer información valiosa en el marco de diversas disciplinas (Banerji 2011). Con respecto a las ciencias sociales, la regresión por Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO), en sus distintas formas (correlación, regresión múltiple, ANOVA), es el análisis de modelo lineal más frecuente (Pohlmann y Leitner 2003).

El método de MCO modela la relación existente entre una variable dependiente (Y) y una colección de variables independientes (Xs). Así, el valor de la variable dependiente se define como una combinación lineal de las variables independientes más un término de error (Pohlmann y Leitner 2003):

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + \varepsilon$$

Donde las β s son los coeficientes de regresión, las Xs son vectores columna para las variables independientes y los ε es el vector de errores de predicción. El modelo es lineal en los parámetros β s, pero puede usarse para ajustar relaciones no lineales entre las Xs y la Y. En este sentido, los coeficientes de regresión se interpretan como el cambio en el valor esperado en la variable dependiente (Y) que se asocia con el aumento en una unidad de una variable independiente (X), mientras las demás Xs se mantienen constantes (Pohlmann y Leitner 2003). En este sentido, el modelo puede evaluar el coeficiente de determinación múltiple R-cuadrado (R^2). Este coeficiente puede tomar valores entre 0 y 1, donde 0 indica que ninguna de las variables independientes pueden predecir la respuesta, mientras que 1 indica que las variables independientes pueden predecir la respuesta sin error y con significancia estadística (Mahanty, Kumar, y Mishra 2021).

Gran cantidad de paquetes estadísticos y software permiten implementar este modelo en distintos análisis. El software *GeoDa* (Anselin 2005) presenta la posibilidad de correr una regresión por MCO y también regresiones de carácter espacial (desfase espacial y error espacial). El software presenta una interfaz intuitiva con el usuario, en donde las especificaciones en cuanto a la selección de la variable dependiente e independientes y los resultados (R^2 , valores predichos, residuales, etc.) se definen y obtienen con facilidad.

Para este tipo de regresión fue utilizado el software *GeoDa* y se tomó en cuenta el R^2 y las V.I significativas resultantes. Además, se evaluó dependencia espacial por medio de diferentes test estadísticos para fines exploratorios.

3.4.4. Regresión Geográficamente Ponderada

La Regresión Geográficamente Ponderada (RGP) fue introducida por Brunson, Fotheringham, y Charlton (1996) con el fin de estudiar la variación de un modelo de regresión

en el espacio geográfico y evaluar así su no estacionariedad. Esta se basa en la técnica no paramétrica de regresión localmente ponderada desarrollada en estadística para el ajuste y suavizado de curvas. La innovación de esta técnica radica en que utiliza un subconjunto de datos próximos a la ubicación de calibración del modelo en el espacio. Así, la RGP se presenta como un método para realizar inferencias sobre relaciones que varían espacialmente (Wheeler y Páez 2010).

En una RGP, el modelo de regresión se ajusta a cada ubicación de observación del conjunto de datos. Las coordenadas espaciales de los datos, ya sean estos puntos individuales o centroides de área, se utilizan para calcular distancias, las cuales ingresan en una función *kernel*. Esto con el objeto de calcular pesos que representan la estacionariedad o no entre las observaciones. Así, el modelo de la RGP es el siguiente (Wheeler y Páez 2010):

$$y_i = \beta_{i0} + \sum_{k=1}^{p-1} \beta_{ik}x_{ik} + \varepsilon_i$$

Donde y_i es el valor de la variable dependiente en la ubicación i , x_{ik} es el valor de la k -ésima covariable en la ubicación i , β_{i0} es el intercepto, β_{ik} es el coeficiente de regresión para la k -ésima covariable, p es el número de términos de regresión y ε es el error aleatorio en la ubicación i . La diferencia entre este modelo y el tradicional por MCO son los coeficientes de regresión estimados en cada ubicación de datos (Wheeler y Páez 2010).

Entornos SIG como ArcMap 10.8 (ESRI 2018) o GWR4 (Nakaya et al. 2014) permiten el cálculo de este modelo de regresión además de brindar una potente perspectiva de análisis visual. De esta manera, tras el ingreso y configuración de la capa de entrada, variables dependientes e independientes, tipo de *kernel* y ancho de banda, etc. se obtiene cartografía en cuanto a valores predichos y residuales para cada ubicación.

La RGP fue realizada en el software GWR4, el cual permitió establecer el R^2 del modelo y evaluar estacionariedad. Existe estacionariedad cuando los rangos intercuartiles se establecen como más del doble que los errores estándar resultantes.

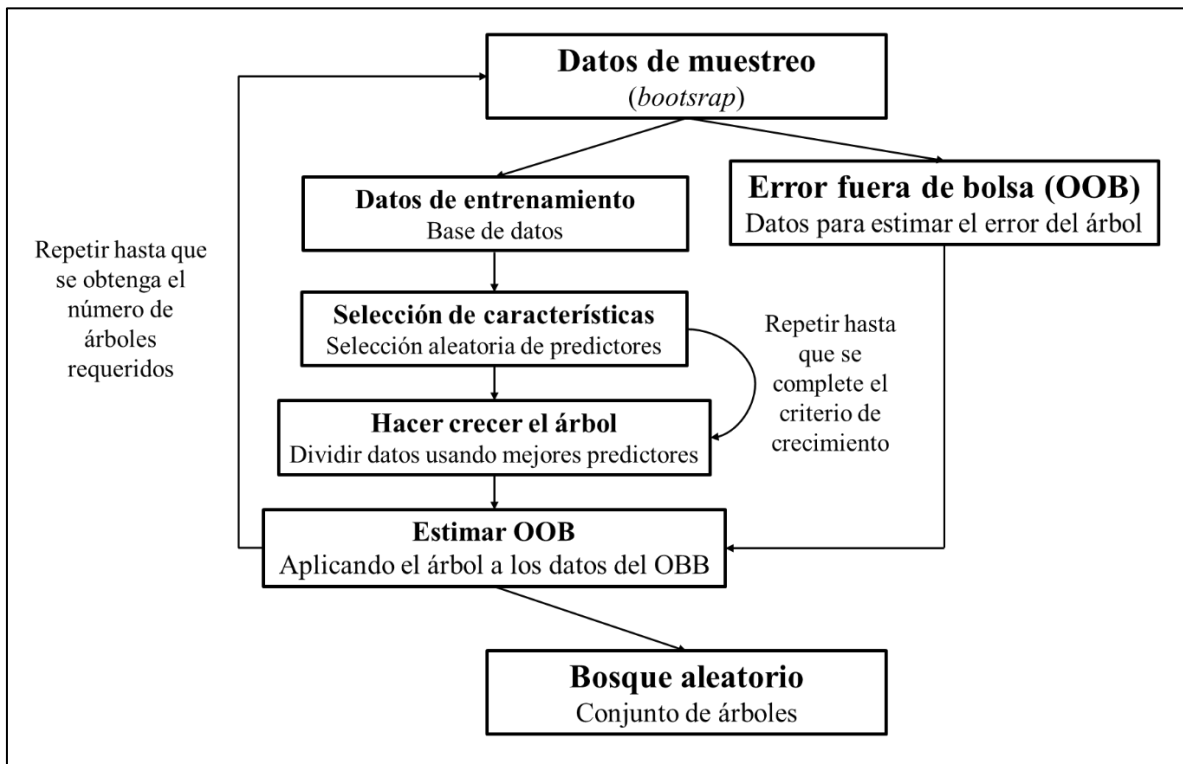
3.4.5 Bosque Aleatorio

Propuesto formalmente por Breiman (2001), el Bosque Aleatorio (BA) o *Random Forest (RF)* forma parte de la lista de algoritmos de ML más exitosos para manejar grandes volúmenes de información de forma eficiente y precisa en la actualidad. Lo que ha contribuido a su popularidad es el hecho de que esta técnica puede aplicarse a una amplia gama de problemas de predicción de la vida real y al mismo tiempo tiene pocos parámetros de ajuste (Biau y Scornet 2016). A pesar de su uso extensivo, el componente teórico-matemático detrás de los BA no es concluyente y sigue en debate (Boulesteix et al. 2012; Zhu, Zeng, y Kosorok 2015; Biau y Scornet 2016).

El BA es un método supervisado de clasificación y regresión basado en la agregación de una gran cantidad de árboles de decisión construidos a partir de un conjunto de datos de entrenamiento (Boulesteix et al. 2012). Este algoritmo se usa principalmente ante dos tipos de objetivos: construir una regla de predicción frente a un problema de aprendizaje y rankear variables con respecto a su capacidad de predicción a través de Medidas de Importancia Variable (MIV). Estas últimas identifican con éxito predictores (variables independientes) con potencial explicativa frente a la respuesta (variable dependiente).

Los BA son el producto de la combinación de técnicas de ensacado o *Bagging* (Breiman 1996) y de árboles de clasificación y regresión o *CART* (Breiman et al. 1984). En términos generales, el algoritmo opera de acuerdo al principio de “divide y vencerás”: se muestrea fracciones de datos, se hace crecer un predictor de árbol aleatorio en cada fracción y se agrega dichos predictores. En otras palabras, se combinan varios árboles de decisión aleatorios y se agregan sus predicciones promediándolas (Biau y Scornet 2016). La **Figura 3.3** ilustra el funcionamiento general de la técnica de Bosque Aleatorio.

Figura 3.3. Algoritmo de Bosque Aleatorio



Fuente: adaptado de Boulesteix et al. (2012)

Con el objeto de implementar el algoritmo de BA para el análisis de datos, el software de código abierto *R* brinda diferentes opciones entre las que se encuentra el paquete *randomForest* (Liaw y Wiener 2002). Esta implementación se basa en el código original de Breiman y Cutler (2004) e identifica variables de importancia y medidas de proximidad. Por otro lado, distingue automáticamente entre si el BA a generar será de clasificación o regresión teniendo en cuanto el tipo de variable de respuesta e incluye argumentos de ajuste como: número de árboles (*ntree*), número de predictores candidatos (*mtry*), número y tamaño de nodos terminales (*maxnodes* y *nodesize*) y esquema de remuestreo (*replace*) (Boulesteix et al. 2012).

Las técnicas de BA y MVS fue realizadas en el software *R* en donde se identificaron las V.I con mayor peso explicativo y también, en el caso de los BA, el porcentaje de la varianza explicada por el modelo en general.

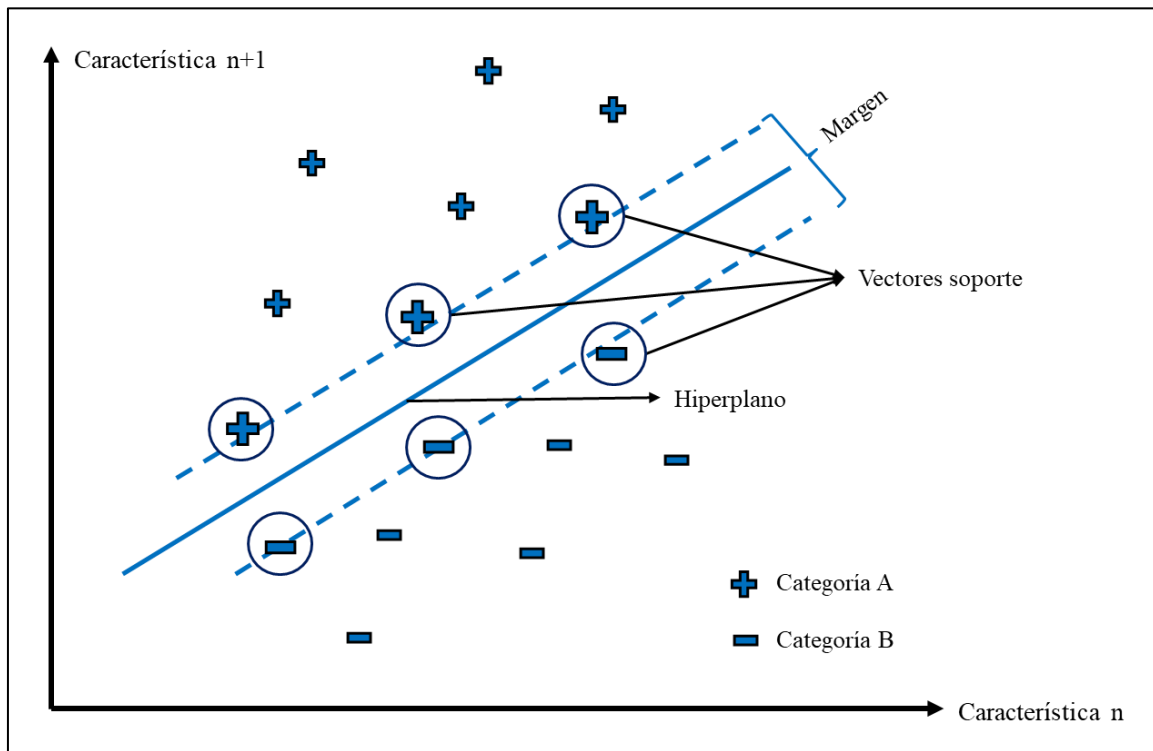
3.4.6. Máquina de Vector Soporte

Introducida por Cortes y Vapnik (1995), la Máquina de Vector Soporte (MVS) o *Support Vector Machine* (SVM) es una técnica de ML ampliamente utilizada, al igual que los BA, en tareas de clasificación y regresión (Cervantes et al. 2020). La popularidad en cuanto a su uso y obtención de resultados confiables se explica por tres razones: tiene la capacidad de aprender adecuadamente a partir de un reducido número de datos, presenta solidez frente al error del modelo y posee una versatilidad de análisis que se extiende a varios escenarios de las ciencias en general (Gholami y Fakhari 2017; Pisner y Schnyer 2020). Así, esta técnica es lo suficientemente simple para que usuarios con conocimiento básico puedan entenderla, a la vez que constituye una potente herramienta predictiva cuya precisión supera a otros métodos de ML como los vecinos más cercanos, redes neuronales e incluso árboles de decisión (Raghavendra y Deka 2014).

La idea básica detrás de la MVS es mapear diferentes clases del conjunto de datos de entrenamiento mediante la construcción de un espacio de alta dimensión (hiperplano) que maximiza el margen entre ellos, permitiendo aumentar la capacidad de generalización del modelo (Cervantes et al. 2020). El hiperplano nos permite diferenciar las observaciones que pertenecen a una clase de otra a partir de patrones de informaciones sobre esas observaciones (*features*). De igual manera, el hiperplano se puede usar para determinar la clase más probable para datos no vistos (Pisner y Schnyer 2020). Una de las ventajas de la MVS es que puede utilizar “trucos” kernel para generar conocimiento experto del problema, de modo que tanto el error de predicción como la complejidad del modelo se minimicen simultáneamente. (Raghavendra y Deka 2014).

La MVS generalmente se divide en dos categorías: Clasificación de Vector Soporte (CVS) y Regresión de Vector Soporte (RVS) (Gholami y Fakhari 2017; Raghavendra y Deka 2014). La CVS establece límites de decisión mediante la creación de un hiperplano de separación óptimo entre dos clases minimizando el error de generalización y maximizando el margen (Raghavendra y Deka 2014). Por otro lado, y a diferencia del análisis de regresión tradicional, la SVR busca establecer una función de decisión que tenga la mínima desviación del parámetro de insensibilidad del error, es decir, ignora el error planteado por los datos confinados en los márgenes mientras considera el resto de datos para encontrar el hiperplano óptimo. Así, el objetivo de la RVS es encontrar el valor óptimo del vector de ponderación de modo que se pueda minimizar el error (Gholami y Fakhari 2017). La **Figura 3.4.** muestra la máxima separación del hiperplano, la cual permite clasificar dos categorías de datos.

Figura 3.4. Hiperplano de mayor separación



Fuente: adaptado de Pisner y Schnyer (2020)

El uso de MVS en el entorno R se realiza a través del paquete *e1071* (Dimitriadou et al. 2005), la cual brinda un interfaz al código *libsvm* (Chang y Lin 2001) además de funciones de visualización y ajuste. La función *svm()*, incluida en dicho paquete, es una implementación fácil y rápida de las formulaciones de MVS más populares en donde se pueden ajustar y obtener parámetros como: tipo de *kernel*, valores de decisión y probabilidad de las predicción, ponderación de clases, el cálculo del error del entrenamiento mediante validación cruzada, etc. (Karatzoglou, Meyer, y Hornik 2006).

Capítulo 4. Resultados

4.1. Características sociodemográficas

La Encuesta Multipropósito para el CHQ fue aplicada a 1966 hogares constituidos por 6240 familias. Es importante señalar que el universo de la encuesta fueron los hogares del CHQ representados por los jefe/as del hogar, sin embargo y en el caso de ausencia de estos, la encuesta fue aplicada a otros miembros del hogar. La **Tabla 4.2.** muestra las principales características sociodemográficas, en términos de frecuencia (f) y porcentaje (%), del área de estudio en cuanto a relación con el jefe/a de hogar, género, grupos de edad, nivel educativo máximo alcanzado, tipo de hogar y provincia de origen.

Tabla 4.2. Resumen de aspectos sociodemográficos generales

Relación con jefe/a de hogar	f	%	Género	f	%	Grupos de edad	f	%
Cónyuge/conviviente	1214	19.5	Masculino	3116	49,9	De 0 a 14 años	764	12.2
Hijo/Hija	2483	39.8				De 15 a 64 años	4643	74.4
Jefe/a de Hogar	1966	31.5	Femenino	3124	50,1	De 65 años y mas	833	13.3
Otros	577	9.2						
Nivel educativo	f	%	Tipo de hogar	f	%	Provincia origen	f	%
Primaria completa o menos	1877	30.1	Unipersonal	293	4.7	Pichincha	4131	66.2
Entre básica incompleta y superior incompleta	3381	54.2	Nuclear	4317	69.2	Chimborazo	505	8.1
			Extenso	1425	22.8	Cotopaxi	265	4.2
Superior completa y postgrado	982	15.7	Compuesto	205	3.3	Otras	1337	21.4

Fuente: elaboración propia

Con respecto a la variable “relación con el jefe/a de hogar” se evidenció que tan solo alrededor del 30% de las encuestas fueron aplicadas directamente al jefe/a de hogar, mientras

que el resto de estas fueron aplicadas ya sean a hijo/s, cónyuges, etc. La variable “género” presenta porcentajes similares entre las categorías masculino y femenino. La composición etaria muestra una frecuencia preponderante, de casi el 75%, del grupo de edad entre los 15 y 64 años, es decir, de población en edad para trabajar. Dentro del nivel educativo destaca la categoría “entre educación básica incompleta y educación superior incompleta”, la cual corresponde a más de la mitad de la población encuestada. Con casi un 70%, el tipo de hogar más común registrado fue la familia nuclear, es decir, familias compuestas por dos adultos con o sin hijo/as o un adulto con uno o más hijo/as. Finalmente, las provincias de origen de la población son primordialmente de la región Sierra (80% de las respuestas), en especial Pichincha.

4.2. Dimensión educativa

Esta dimensión se compone por las variables independientes (V.I.) de nivel educativo deseado (F3.28.), calidad educativa actual (F3.32) y nivel de importancia de la educación familiar en relación a los ingresos (F3.33). La variable dependiente (V.D). corresponde al indicador de satisfacción con la educación alcanzada (F4.1.). La **Tabla 4.3.** presenta los resultados obtenidos a partir de los métodos utilizados.

Tabla 4.3. Resumen resultados dimensión educativa por método utilizado

Regresión Logística Ordinal		Mínimos Cuadrados Ordinario	Regresión Geográficamente Ponderada	<i>Machine Learning</i>
<i>Odds Ratio (OR)</i>	PLUM			
V.I significativas (OR): - Nivel educativo deseado (1.27) - Calidad educativa actual (1.10)	R²: 0.101	R²: 0.026	R²: 0.14	Máquinas de Vector Soporte: - Mayor peso (Nivel educativo deseado)
	V.I significativas:	V.I significativas:	No estacionariedad	Bosques Aleatorios:

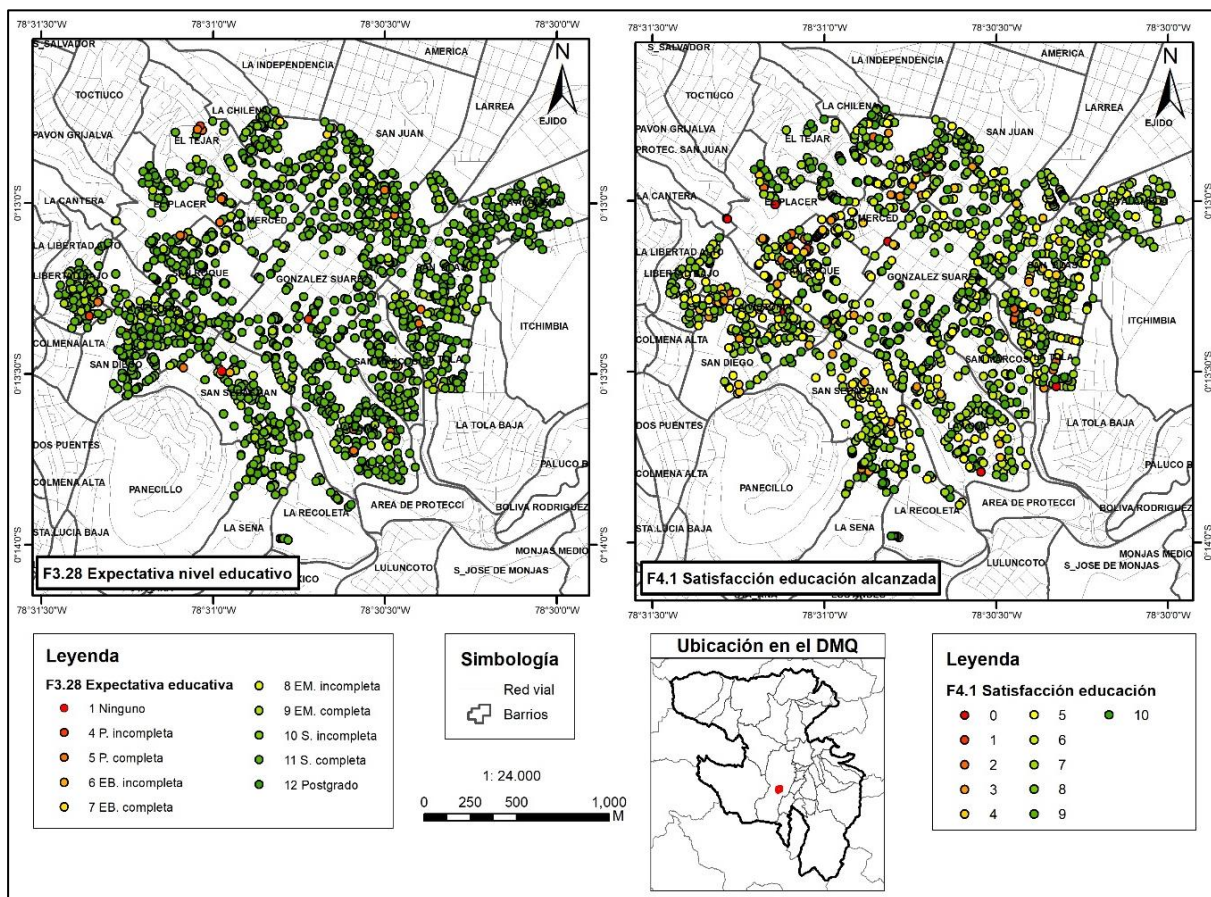
	- Nivel educativo deseado	- Nivel educativo deseado		- Varianza explicada: (5.6%)
		Dependencia espacial		- Mayor peso (Nivel educativo deseado)

Fuente: elaboración propia

Nota: Las V.I son significativas en un intervalo de confianza del 95%

A modo general, la mayoría de métodos utilizados establecen significativamente al nivel educativo deseado como una como V.I. explicativa. Los resultados de la RLO por el método de OR identifican que el aumento en el nivel educativo deseado está asociado con un 27% más de probabilidades de mayor satisfacción con la educación alcanzada, el aumento en la percepción de la calidad educativa actual se asocia con un 10% de probabilidades de mayor satisfacción con la educación alcanzada. El método PLUM presenta un 10% de la variación de la V.D. explicado por el modelo de regresión. Por su parte, la regresión por MCO determina un coeficiente de determinación bajo del 2.6%, así como también la presencia de dependencia espacial, es decir, el hecho de que la V.D. en cada ubicación se encuentre correlacionada con la misma variable en otras ubicaciones. La RGP muestra un R^2 que explica la variación de la V.D. en un 14%, además de identificar, de forma exploratoria, la no estacionariedad del modelo. Finalmente, las técnicas de ML arrojaron a la variable independiente de nivel educativo deseado como la de mayor peso y en el caso de los BA el modelo explicó en un 5.6% la variación de la V.D. En la **Figura 4.5.** se muestra la distribución espacial de las variables independientes y dependientes significativas de la dimensión educativa.

Figura 4.5. Mapa de variables significativas dimensión educativa



Fuente: elaboración propia a partir de Instituto de la Ciudad (2016) y Gobierno Abierto (2016).

4.3. Dimensión vivienda

La estructura de las regresiones realizadas para la dimensión vivienda se compone por las V.I. de tenencia de la vivienda (F1.13), tipología de la vivienda (F1.15.), calificación de la vivienda en relación a la manzana según el encuestador (F1.19.), estado de las viviendas en la manzana según el encuestador (F1.20.), autopercepción del estado general de la vivienda (F2.12.1) y percepción de la seguridad de la vivienda ante terremotos (F2.17.). La V.D. corresponde al indicador de satisfacción con la vivienda (F4.4.). La **Tabla 4.4.** presenta los resultados obtenidos a partir de los métodos utilizados.

Tabla 4.4. Resumen resultados dimensión vivienda por método utilizado

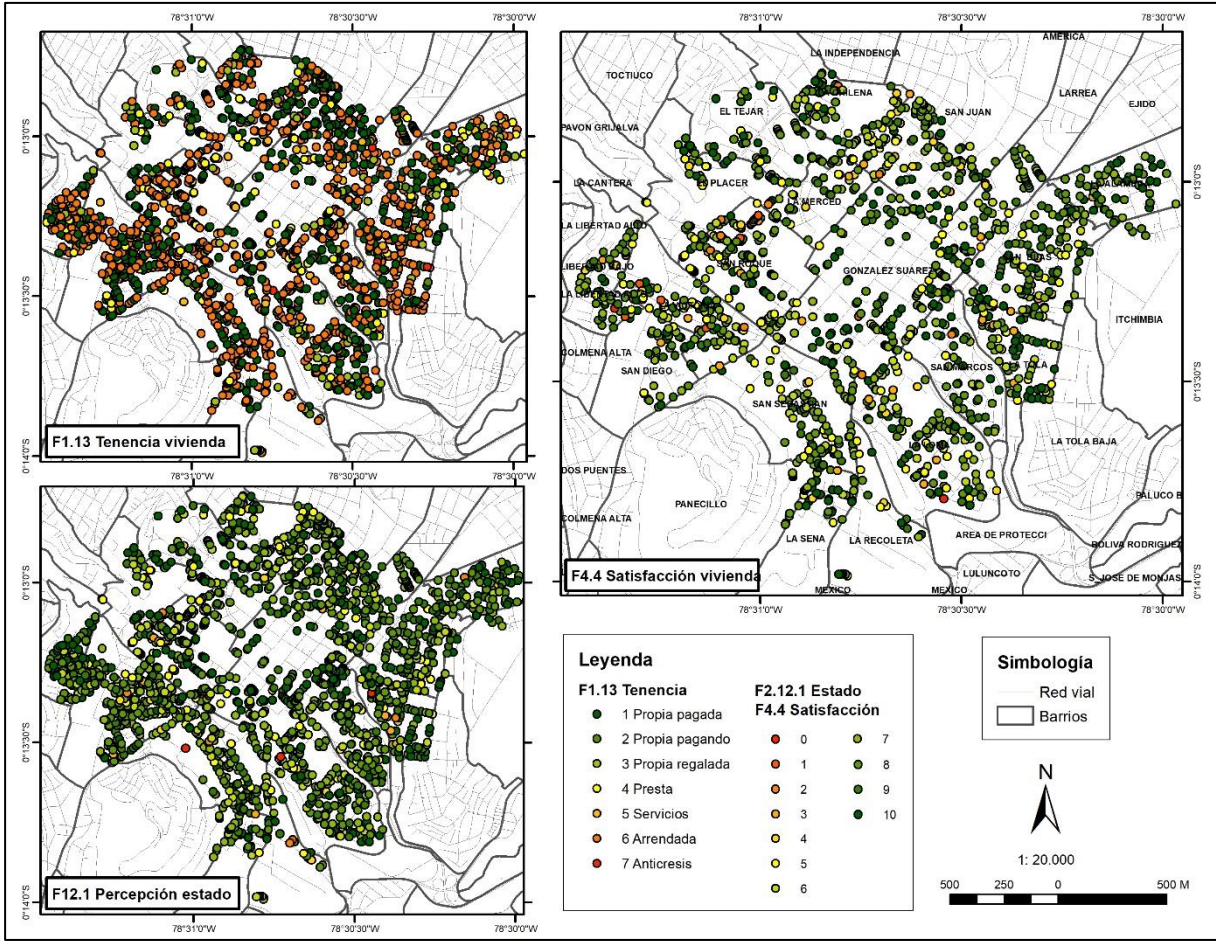
Regresión Logística Ordinal		Mínimos Cuadrados Ordinario	Regresión Geográficamente Ponderada	Machine Learning
Odds Ratio (OR)	PLUM			
V.I significativas (OR): - Tenencia (0.82) - Tipología (0.82) - Estado según manzana (0.76) - Percepción estado (1.69)	R ² : 0.324	R ² : 0.278	R ² : 0.365	Máquinas de Vector Soporte: - Mayor peso (Percepción estado, Estado según manzana y Tenencia)
	V.I significativas: - Tenencia - Calidad según manzana - Percepción estado	V.I significativas: - Tenencia - Tipología - Estado según manzana - Percepción estado	No estacionariedad	Bosques Aleatorios: - Varianza explicada: (24.08%) - Mayor peso (Percepción estado, Tenencia y Seguridad ante terremotos)

Fuente: elaboración propia

Las variables de tenencia de la vivienda y la de autopercepción del estado de la vivienda se establecieron como explicativas por la mayoría de métodos. La RLO por OR mostró que conforme aumentan o mejoran las condiciones de tenencia, edilicias y de percepción del estado de la vivienda, hay una posibilidad entre el 18 y el 24% respectivamente de menor satisfacción con la vivienda, mientras que conforme aumenta la autopercepción del estado general de la vivienda existe casi un 70% de mayor satisfacción con la vivienda. El método PLUM presentó un 32% de la variación de la satisfacción con la vivienda y las variables de tenencia, calidad de la vivienda según el encuestador y la autopercepción de la vivienda como

V.I. significativas. La regresión por MCO determinó un coeficiente del 27% y de dependencia espacial. La RGP estableció un R^2 del 36%, además de identificar la condición de no estacionariedad. Finalmente, las técnicas de ML arrojan a la autopercepción del estado de la vivienda como la variable de mayor peso en ambas técnicas y en el caso de los BA el modelo explicó un 24% de variación. La **Figura 4.6.** ilustra la distribución en el área de estudio de las variables independientes y dependientes significativas de la dimensión vivienda.

Figura 4.6. Mapa de variables significativas dimensión vivienda



Fuente: elaboración propia a partir de Instituto de la Ciudad (2016) y Gobierno Abierto (2016).

4.4. Dimensión ambiental

La dimensión ambiental se constituye por un lado por las V.I de preocupación por la contaminación barrial (F2.52.) y el grado de afectación por exposición a contaminantes como

el ruido (F2.58.), olores (F2.59.), aire (F2.61.), basura (F2.62.) y fauna urbana (F2.67.). Se utilizó como V.D. a la satisfacción con la calidad ambiental (F4.13.). La **Tabla 4.5.** muestra los resultados obtenidos a partir de los métodos utilizados.

Tabla 4.5. Resumen resultados dimensión ambiental por método utilizado

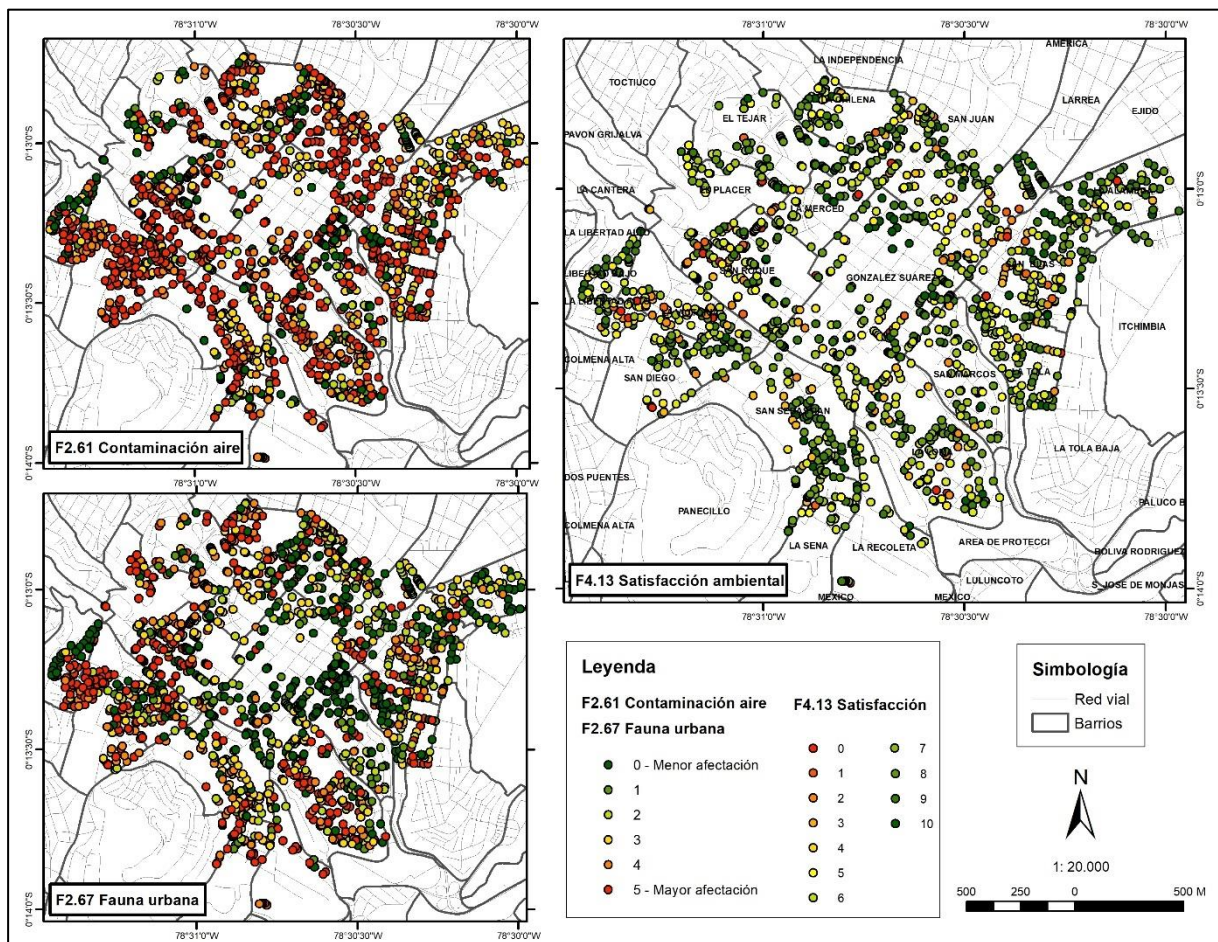
Regresión Logística Ordinal		Mínimos Cuadrados Ordinario	Regresión Geográficamente Ponderada	Machine Learning
Odds Ratio (OR)	PLUM			
V.I significativas (OR): - Olores (0.94) - Aire (0.85) - Fauna urbana (0.91)	R²: 0.087	R²: 0.05	R²: 0.232	Máquinas de Vector Soporte: - Mayor peso (Fauna urbana, Olores y Ruido)
	V.I significativas: - Aire	V.I significativas: - Olores - Aire - Fauna urbana	No estacionariedad	Bosques Aleatorios: - Varianza explicada: (3.94%) - Mayor peso (Fauna urbana, Basura y Aire)
		Dependencia espacial		

Fuente: elaboración propia

Las variables de exposición a contaminación por aire, fauna urbana y olores resultaron significativamente explicativas en la mayoría métodos utilizados. Específicamente, los OR sugieren que si aumenta el grado de afectación por olores, aire y fauna urbana existe una probabilidad de entre el 6 y 15% de menor satisfacción con la calidad ambiental. La técnica PLUM estableció que el 9% de la variación de la V.D. se explica por la contaminación del aire. Por otro lado, el método de MCO estableció un coeficiente del 5% de capacidad explicativa del modelo y dependencia espacial. La RGP encontró un coeficiente mayor de

23% y la condición de no estacionariedad del modelo. Para esta dimensión los métodos de ML determinan a la exposición a la fauna urbana como la variable con mayor peso explicativo, así como en la técnica de BA un 4% de capacidad explicativa de la V.D. por parte del modelo. En la **Figura 4.7.** se evidencia la distribución en el CHQ de las variables independientes y dependientes significativas de la dimensión ambiental.

Figura 4.7. Mapa de variables significativas dimensión ambiental



Fuente: elaboración propia a partir de Instituto de la Ciudad (2016) y Gobierno Abierto (2016).

4.5. Dimensión salud

Las regresiones correspondientes a esta dimensión se encuentran estructuradas por las V.I de uso de servicio estatal (F3.15.1.), calidad del servicio estatal (F3.15.2.), calidad de salud del jefe/a del hogar (F3.21.1.) y alimentación familiar saludable (F3.23.) La V.D. corresponde a

la satisfacción con la salud actual (F4.2.). La **Tabla 4.6.** muestra los resultados obtenidos a partir de los métodos utilizados.

Tabla 4.6. Resumen resultados dimensión salud por método utilizado

Regresión Logística Ordinal		Mínimos Cuadrados Ordinario	Regresión Geográficamente Ponderada	Machine Learning
Odds Ratio (OR)	PLUM			
V.I significativas (OR): - Uso servicio estatal (2.01) - Calidad servicio estatal. (1.14) - Calidad salud jefe/a de hogar (0.18) - Buena alimentación (0.57)	R²: 0.273	R²: 0.272	R²: 0.364	Máquinas Vector Soporte: - Mayor peso (Calidad salud jefe/a hogar)
	V.I significativas: - Uso servicio estatal - Calidad servicio estatal. - Calidad salud jefe/a de hogar - Buena alimentación	V.I significativas: - Uso servicio estatal - Calidad servicio estatal. - Calidad salud jefe/a de hogar - Buena alimentación	V.I significativas: - Uso servicio estatal - Calidad servicio estatal. - Calidad salud jefe/a de hogar - Buena alimentación	No estacionariedad
		Dependencia espacial		

Fuente: elaboración propia

Todas las V.I. propuestas se encontraron estadísticamente significativas en la explicación de la V.D. como resultado de los métodos de RLO y MCO. Así, la técnica de OR permite afirmar que las personas que no usan el servicio estatal tienen mayor satisfacción con su salud actual, conforme aumenta la calidad del servicio estatal existe una probabilidad del 14% de mayor

satisfacción, si aumenta la calidad de salud del jefe/a de hogar existe hay un 82% de probabilidad de menor satisfacción con la salud actual y que las personas que consideran a la alimentación familiar como saludable tienen un 43% de menor satisfacción. La técnica PLUM, el método por MCO y el método RGP determinaron unos coeficientes R^2 del 27.3%, 27.2% y 36% de capacidad explicativa respectivamente, además de la presencia de dependencia espacial y no estacionariedad en el caso de los dos últimos. Los algoritmos de ML encontraron a la variable de calidad de salud del jefe/a de hogar con mayor peso explicativo y el modelo, en el caso de la técnica de BA, alcanzó un 21.8% de varianza explicada. La **Figura 4.8** establece la distribución de las variables significativas de la dimensión salud.

Figura 4.8. Mapa de variables significativas dimensión salud



Fuente: elaboración propia a partir de Instituto de la Ciudad (2016) y Gobierno Abierto (2016).

4.6. Dimensión económica

Como V.I. de la dimensión económica se encuentran a tipologías de trabajo (F3.1.2.), número de horas trabajadas en la última semana (F3.1.3.), disponibilidad de seguridad social (F3.6.1.), rango de ingresos (F3.9.), percepción situación económica del hogar en el último año (F3.10.) y percepción situación económica de la ciudad en el último año (F3.11.). La V.D. es la satisfacción por la situación económica actual (F4.3.). La **Tabla 4.7.** muestra los resultados obtenidos a partir de los métodos utilizados.

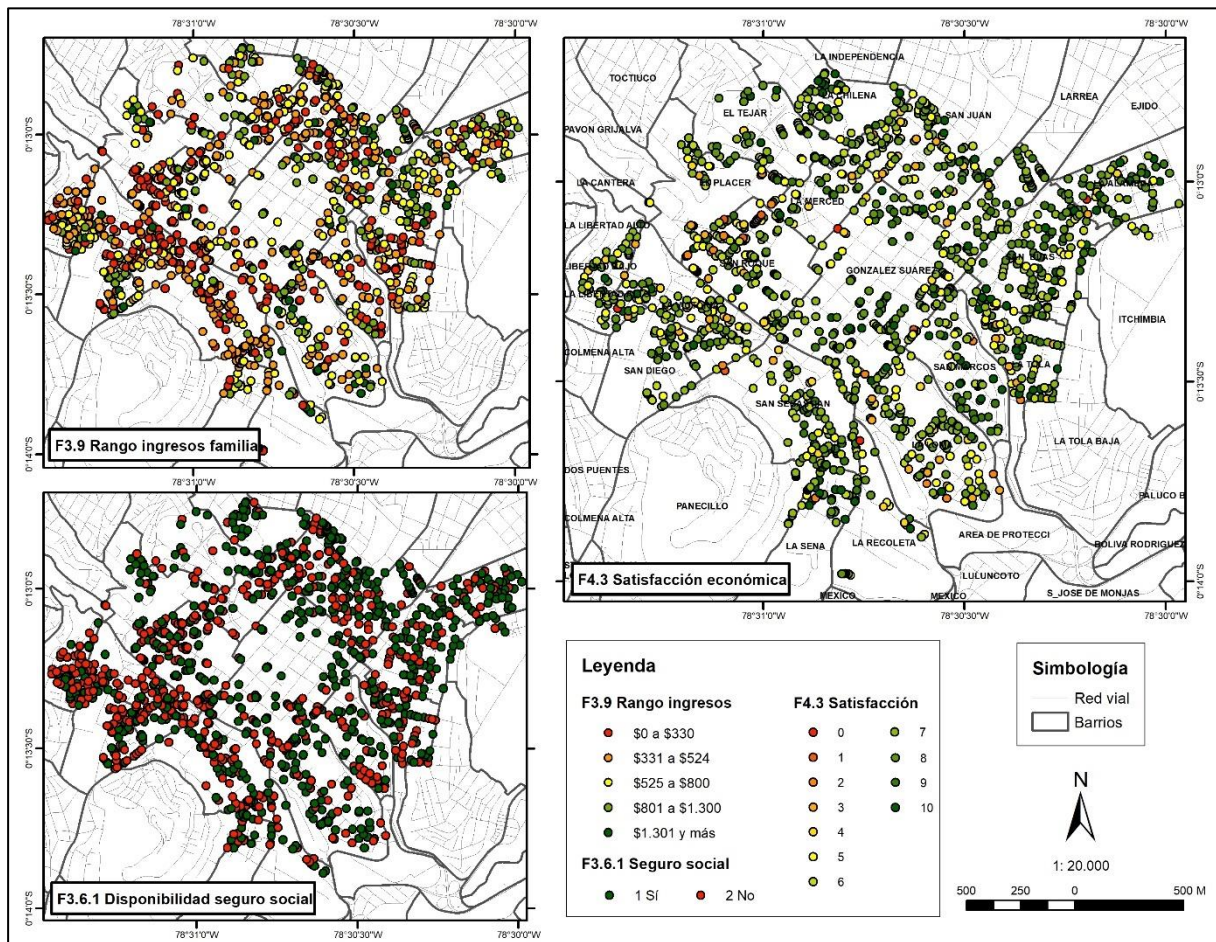
Tabla 4.7. Resumen resultados dimensión económica por método utilizado

Regresión Logística Ordinal		Mínimos Cuadrados Ordinario	Regresión Geográficamente Ponderada	<i>Machine Learning</i>	
<i>Odds Ratio (OR)</i>	PLUM				
V.I significativas (OR): - Tipologías trabajo (1.08) - Seguridad social (0.56) - Rango ingresos (1.96) - Situación económica hogar (0.54)	R²: 0.265	R²: 0.23	R²: 0.30	Máquinas Vector Soporte: - Mayor peso (Rango ingresos, Situación económica hogar y Seguridad Social)	
	V.I significativas: - Seguridad social. - Rango ingresos - Situación económica hogar	V.I significativas: - Tipologías trabajo - Seguridad social. - Rango ingresos - Situación económica hogar	V.I significativas: - Tipologías trabajo - Seguridad social. - Rango ingresos - Situación económica hogar	No estacionariedad	Bosques Aleatorios: - Varianza explicada: (21.46%) - Mayor peso (Rango ingresos, Número horas trabajadas y Situación económica hogar)
			Dependencia espacial		

Fuente: elaboración propia

Las variables rango de ingresos, percepción de la situación económica del hogar en el último año y disponibilidad de seguridad social fueron encontradas como significativas en casi todos los métodos utilizados. La técnica de OR establece que conforme mayor es la precariedad laboral (dada por las distintas tipologías) existe un 8% de probabilidades de mayor satisfacción con la economía actual, si aumentan los rangos de ingresos existe una probabilidad del 96% de mayor satisfacción, las personas que disponen de seguridad social tienen una probabilidad del 44% de menor satisfacción y que conforme aumenta la percepción de mejora en la economía del hogar, la satisfacción con la economía en general se reduce. La técnica PLUM, el método por MCO y el método RGP determinaron unos coeficientes de determinación que indican una capacidad explicativa del 27%, 23% y 30% respectivamente además de la existencia de dependencia espacial y no estacionariedad del modelo. Los resultados de la aplicación de algoritmos de ML muestran con mayor peso explicativo a las variables de rango de ingresos y percepción de la situación económica del hogar, además de una varianza explicada del 21.5% en el caso de la técnica BA. La **Figura 4.9** determina la distribución en el CHQ de las variables significativas en el marco de la dimensión económica.

Figura 4.9. Mapa de variables significativas dimensión económica



Fuente: elaboración propia a partir de Instituto de la Ciudad (2016) y Gobierno Abierto (2016).

4.7. Dimensión social

La dimensión social se estructura con las V.I. de autopercepción de clase social (F3.37.), autoidentificación étnica (F3.49.1.), buenas relaciones barriales (F4.16.), pertenencia al barrio (F4.17.), percepción pobreza del hogar con respecto al barrio (F4.20.), y deseo residir en otro lugar (F4.21.). Como V.D. se tomó en cuenta a la satisfacción con la relación con los vecinos (F4.8). La **Tabla 4.8.** muestra los resultados obtenidos a partir de los métodos utilizados.

Tabla 4.8. Resumen resultados dimensión social por método utilizado

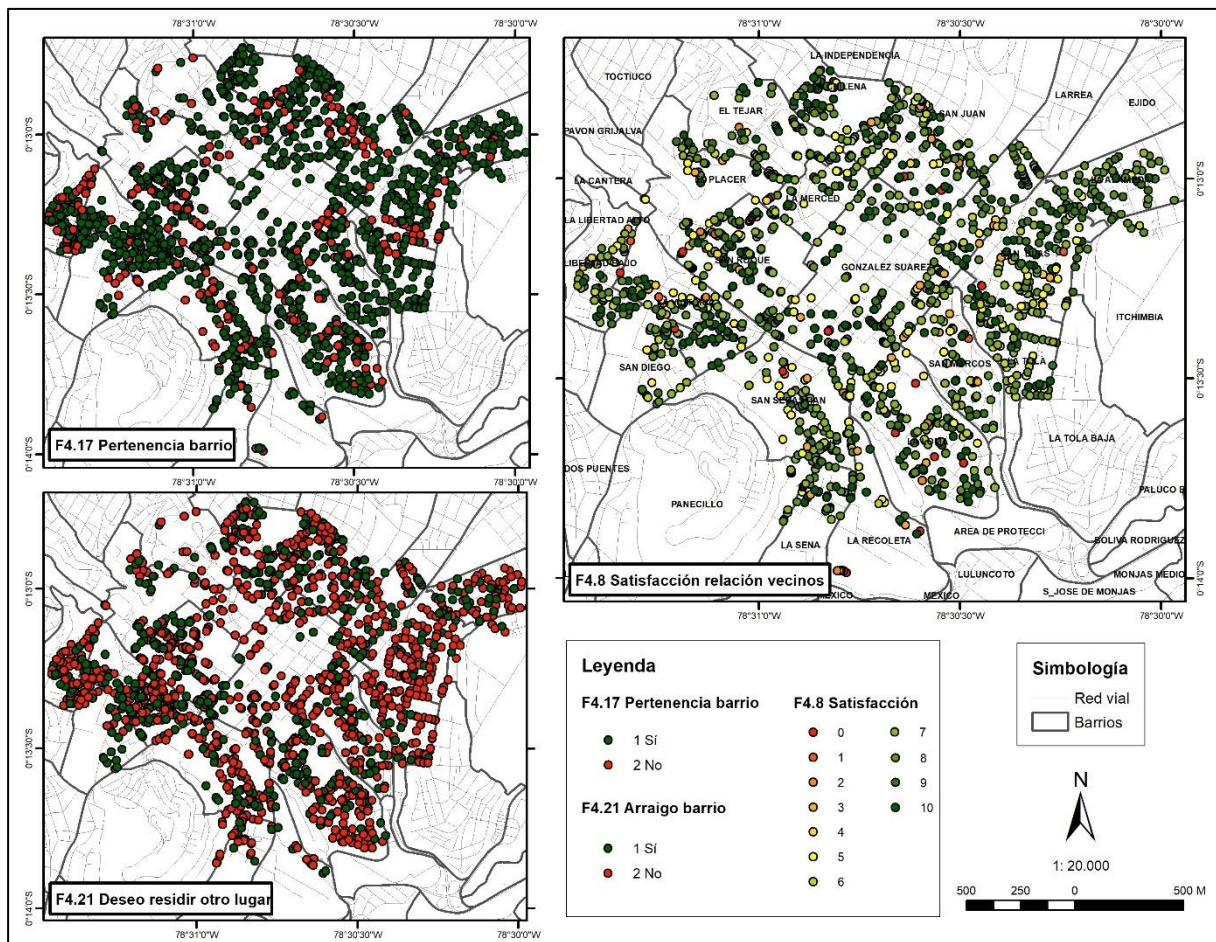
Regresión Logística Ordinal		Mínimos Cuadrados Ordinario	Regresión Geográficamente Ponderada	<i>Machine Learning</i>
Odds Ratio (OR)	PLUM			
V.I significativas (OR): - Clase social (0.69) - Buenas relaciones barriales (0.51) - Pertenencia barrio (0.53) - Percepción pobreza (1.18) - Deseo residir otro lugar (1.28)	R ² : 0.114	R ² : 0.103	R ² : 0.50	Máquinas Vector Soporte: - Mayor peso (Clase social, Buenas relaciones barriales y Etnia)
	V.I significativas: - Buenas relaciones barriales - Pertenencia barrio - Deseo residir otro lugar	V.I significativas: - Clase social - Buenas relaciones barriales - Pertenencia barrio - Percepción pobreza - Deseo residir otro lugar	No estacionariedad	Bosques Aleatorios: - Varianza explicada: (8.41%) - Mayor peso (Pertenencia barrio, Buenas relaciones barriales y Clase social)

Fuente: elaboración propia

Las variables de buenas relaciones barriales, pertenencia al barrio y deseo de residir en otro lugar se establecieron como V.I. significativas en casi todos los métodos. La técnica de OR muestra que conforme aumenta la autopercepción de mayor clase social, se mantienen buenas relaciones barriales y existe pertenencia al barrio, hay una probabilidad de entre el 30% y el 49% de menor satisfacción con las relaciones barriales, y también de que conforme aumente la percepción de mejor situación económica con respecto al entorno y que no exista deseo de residir en otro lugar, hay una probabilidad de entre el 18% y 28% de aumentar la satisfacción. La técnica PLUM, el método por MCO y el método RGP determinaron unos R² que reflejan

un potencial explicativo (variación explicada de la V.I.) del 11%, 10% y del 50% respectivamente, además de la presencia de dependencia espacial y no estacionariedad. Por último, las técnicas de ML identificaron a las variables de buenas relaciones barriales y autopercepción de clase social con mayor peso explicativo, además de tener, en el caso de los BA, una varianza explicada del 8.41%. En la **Figura 4.10.** se observan las variables significativas halladas en la dimensión social en el área de estudio.

Figura 4.10. Mapa de variables significativas dimensión social



Fuente: elaboración propia a partir de Instituto de la Ciudad (2016) y Gobierno Abierto (2016).

4.8. Dimensión bienestar subjetivo

La estructura de las regresiones correspondientes a la satisfacción con la vida utiliza a las V.I. de satisfacción con educación alcanzada (F4.1.), salud actual (F4.2.), situación económica

actual (F4.3.), vivienda (F4.4.), trabajo (F4.5.), relación con vecinos (F4.8.) y calidad ambiental (F4.13). La V.D. corresponde a la satisfacción con la vida (F4.6.). La **Tabla 4.9.** muestra los resultados obtenidos a partir de los métodos utilizados.

Tabla 4.9. Resumen resultados bienestar subjetivo por método utilizado

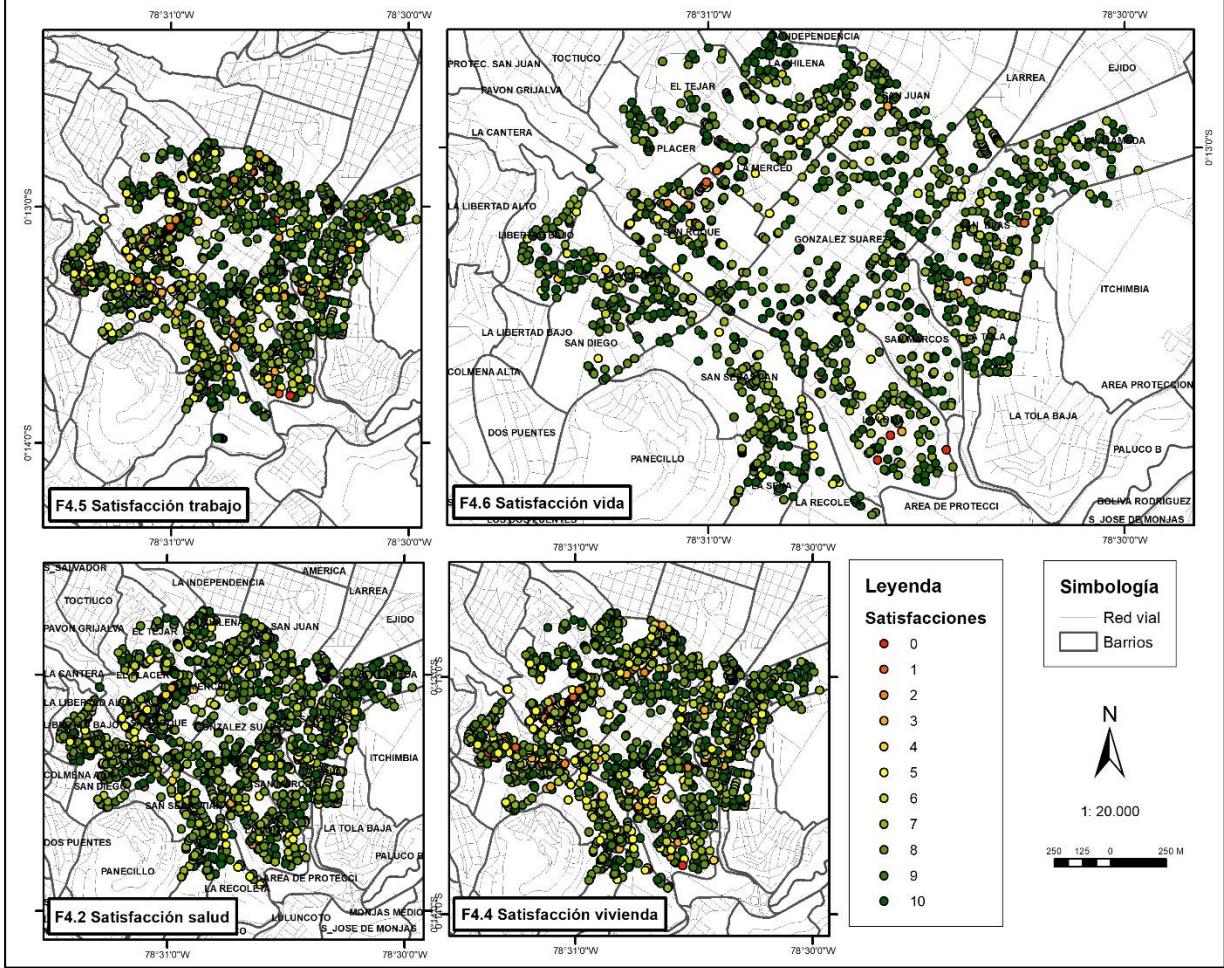
Regresión Logística Ordinal		Mínimos Cuadrados Ordinario	Regresión Geográficamente Ponderada	<i>Machine Learning</i>	
<i>Odds Ratio (OR)</i>	PLUM				
V.I significativas (OR):		R²: 0.504	R²: 0.37	R²: 0.49	Máquinas Vector Soporte: - Mayor peso (Satisfacción trabajo, vivienda y situación económica)
- Satisfacción educación (1.09) - Satisfacción salud (1.50) - Satisfacción vivienda (1.22) - Satisfacción trabajo (1.32) - Satisfacción relación vecinos (1.21)	V.I significativas: - Satisfacción salud - Satisfacción vivienda - Satisfacción trabajo - Satisfacción relación vecinos - Satisfacción ambiental.	V.I significativas: - Satisfacción educación - Satisfacción salud - Satisfacción vivienda - Satisfacción trabajo - Satisfacción relación vecinos	No estacionariedad	Bosques Aleatorios: - Varianza explicada: (33.82%) - Mayor peso (Satisfacción trabajo, salud y vivienda)	
		Dependencia espacial			

Fuente: elaboración propia

Se evidencia que las variables de satisfacción con la salud actual, vivienda y trabajo resultaron significativas en todos los métodos utilizados. La técnica de OR sugiere que conforme aumentan la satisfacción con respecto a la educación, salud, vivienda, trabajo y relaciones

vecinales, existe una probabilidad de entre el 9% y el 50% de mayor satisfacción con la vida en general. Por su parte, la técnica PLUM y los métodos por MCO y RGP establecen un coeficiente que explica la variación de la V.D en un 50%, 37% y 49% respectivamente, además de establecer la dependencia espacial y no estacionariedad en el modelo. Las variables de satisfacción con el trabajo y la vivienda fueron las de mayor peso explicativo dentro de los métodos de ML en general y se obtuvo una varianza explicada por la técnica de BA del 34%. En la **Figura 4.11.** se observa la distribución espacial de las distintas variables independientes y dependientes significativas en el marco de la dimensión de bienestar subjetivo.

Figura 4.11. Mapa de variables significativas dimensión bienestar subjetivo



Fuente: elaboración a partir de Instituto de la Ciudad (2016) y Gobierno Abierto (2016).

Capítulo 5. Discusión y Conclusiones

5.1. Predictores de la satisfacción educativa

Los resultados en cuanto a la dimensión educativa sugieren que la variación en la V.D. correspondiente al nivel de satisfacción con la educación alcanzada se explica principalmente por la V.I. de nivel educativo deseado. El poder explicativo de esta V.I. es muy reducido y depende de la técnica utilizada. Además, se evidenció la variación espacial de las variables mediante la identificación de dependencia espacial y no estacionariedad.

En su mayoría, las investigaciones en torno a la satisfacción educativa se centran en análisis de percepción de la calidad educativa reportada por estudiantes de instituciones de enseñanza superior (Weerasinghe y Fernando 2017; Pedro, Mendes, y Lourenço 2018; Torres, Quadros, y Quadros Júnior 2018; Osman y Saputra 2019; Díaz-Camacho et al. 2021). De esta manera, no se suele considerar a la satisfacción educativa como objeto de estudio en contextos poblacionales urbanos en general, a los vinculados a centros históricos en específico o incluso considerando a personas con perfiles etarios diversos.

La rápida escolarización en países de ingresos medios y bajos, combinada con los intensos esfuerzos gubernamentales para promover la educación pública y gratuita, ha alentado la formación de expectativas educativas excepcionalmente altas entre la población, a pesar de los inmensos obstáculos estructurales para alcanzarlas (Smith-Greenaway y Yeatman 2020). En consecuencia, dichas expectativas tienden a no cumplirse. Así, distintos estudios han cuestionado teórica y empíricamente la correspondencia entre expectativas o aspiraciones educativas frente a logros académicos concretos alcanzados (Elias y Daza 2019; Khattab 2015; Maloshonok y Terentev 2017; Martín Criado y Gómez Bueno 2017). Es en este sentido que se puede entender el bajo poder explicativo (R^2 de entre 2% y 14%) que tiene la V.I. de nivel educativo deseado con respecto a la V.D. de nivel de satisfacción con la educación alcanzada. De igual manera, la materialización de expectativas en logros académicos y la satisfacción que derivada de estos puede verse explicada por otras variables, no contempladas en el análisis de esta dimensión, como el género, origen social, nivel de escolaridad familiar alcanzado, rendimiento académico, aspiraciones laborales, etc. (Elias y Daza 2019).

5.2. Predictores de la satisfacción con la vivienda

Los resultados de las distintas técnicas cuantitativo-espaciales y de ML con respecto a la dimensión de vivienda sugieren que las V.I. de tenencia de la vivienda, autopercepción del estado de la vivienda y, en menor medida, el estado de las viviendas en la manzana explica la variación de la satisfacción con la vivienda. El poder explicativo de dichas V.I., determinado principalmente por los R^2 resultantes, puede ser considerado como bajo-moderado. Al mismo tiempo, se identifica su variación espacial a través de la confirmación de las condiciones de dependencia espacial y no estacionariedad.

Existe una importante tradición teórica y amplia evidencia empírica que analiza la satisfacción con la vivienda (principalmente abordada como satisfacción residencial) así como sus principales determinantes e indicadores (García García 2014; Aragonés, Amérigo, y Pérez-López 2017; Emami y Sadeghlou 2021). En este sentido, los resultados obtenidos en cuanto a la tenencia y percepción del estado de la vivienda como variables explicativas significativas de la satisfacción residencial son consistentes con los hallazgos encontrados en investigaciones elaboradas acerca de ciudades de Chile, México, Nigeria, China o Serbia (Hidalgo Dattwyler et al. 2017; Martínez Ibarra y Ibarra Salazar 2017; Ibem y Aduwo 2013; Ren y Folmer 2016; Milić y Zhou 2018).

Por otro lado, los resultados obtenidos en esta dimensión se alinean al esquema conceptual de García García (2014), construido a partir de Kemeny (1992) y Amérigo (1995), donde se identifica como relevantes en el estudio de la satisfacción residencial a las variables de tenencia, de carácter objetivo, y de percepción de calidad de la vivienda, vinculada con valoraciones subjetivas. Esto entendiendo a la satisfacción residencial como el producto del contraste entre la situación residencial real y la ideal. Así, el análisis satisfacción residencial se constituye como un indicador primordial de calidad de vida y recurso indispensable para la toma de decisiones vinculadas a la movilidad residencial. Esto permite intentar explicar conductas del individuo frente a su residencia con miras a predecir su futura conducta y gestionar la ocupación de ambientes residenciales todavía no ocupados (García García 2014).

5.3. Predictores de la satisfacción ambiental

Para recapitular, los resultados obtenidos sugieren que las V.I. de nivel de afectación por exposición a contaminación del aire, a fauna urbana y a olores son significativas, con un

poder explicativo bajo, en la explicación de la variación del nivel satisfacción con la calidad ambiental. Se identificó, igualmente, la variación espacial del modelo.

Numerosas investigaciones que tratan el vínculo entre ambiente y satisfacción centran su análisis en la comprensión de como diferentes niveles objetivos y percepciones subjetivas de contaminación (establecidas como V.I.) influyen en la satisfacción con la vida. Así, estudios realizados en Chile (Mendoza et al. 2019), China (L. Yuan, Shin, y Managi 2018; H. Liu y Hu 2021), Taiwán (Liao, Shaw, y Lin 2015) y Europa (Orru et al. 2016) presentan hallazgos consistentes con los resultados obtenidos en el sentido de identificar a la calidad del aire, representada por distintos contaminantes atmosféricos como el material particulado (PM₁₀), como variable significativa en la variación de satisfacción con la vida de las personas expuestas.

Esto implica que pocas investigaciones establecen en sus modelos analíticos a la satisfacción con la calidad ambiental como objeto de estudio. A pesar de esto, la reducida literatura que se centra en la satisfacción con la calidad ambiental también presenta hallazgos alineados a considerar la importancia y significancia estadística de la calidad del aire (Xue, Mak, y Ai 2016). Es importante recalcar que las variables de afectación por exposición a fauna urbana y a olores, las cuales también fueron halladas significativas, no son generalmente utilizadas en modelos de análisis realizados en otras ciudades. La posible explicación de este hallazgo particular puede estar alineado a condiciones específicas del CHQ, el cual se encuentra enmarcado en procesos de degradación urbana y deterioro ambiental (Carrión 2010).

Existe consenso, fruto de una extensa literatura empírica, sobre la influencia que los factores ambientales tienen sobre la satisfacción con la calidad ambiental. Por lo tanto, resulta necesario evaluar cuales factores ambientales (ya sean estos de carácter objetivo o subjetivo) influyen sobre la satisfacción con la calidad ambiental y por ende el impacto global que tiene esta sobre la satisfacción con la vida (Silva, de Keulenaer, y Johnstone 2012).

5.4. Predictores de la satisfacción en salud

Al respecto de la dimensión salud y su V.D. de satisfacción con la salud, todas las V.I. propuestas en el modelo de análisis resultaron significativas. Estas son tanto el uso del servicio estatal de salud como su calidad, la calidad de salud del jefe/a del hogar y la alimentación familiar saludable. El poder explicativo se puede considerar en el rango de bajo-medio tal como expresan los R² obtenidos producto de la aplicación de distintos métodos

cuantito-espaciales. Las técnicas de ML establecieron a la calidad de salud del jefe/a del hogar con mayor peso de todas las V.I. También se identificó las condiciones de dependencia espacial y no estacionariedad de estas variables.

Al igual que en dimensiones anteriores, la satisfacción con la salud reportada es raramente tratada como V.D. en la literatura científica vinculada a la percepción de satisfacción. A pesar de esto, la investigación de Michalos, Zumbo, y Hubley (2000) se alinea parcialmente a los resultados obtenidos en el sentido de considerar a la misma V.D. y determinar a la V.I. de índice de masa corporal, estrechamente relacionada a hábitos alimenticios saludables como significativa en la variación de dicha V.D.

Las demás V.I. explicativas obtenidas han sido establecidas y analizadas por diversos estudios, los cuales abordan a la satisfacción y calidad de vida como variables dependientes. Por lo tanto, existe evidencia de como la alimentación y aspectos médicos asociados al peso o a la actividad física tienen una clara influencia en la satisfacción con la calidad de vida relacionada con la salud (Yi et al. 2019; Busutil et al. 2017; Yue et al. 2022). En el mismo sentido, tanto la calidad como el uso de servicios de salud influye directamente en la satisfacción de los usuarios frente a dichos servicios (Kalaja, Myshketa, y Scalera 2016; Meesala y Paul 2018; Pekkaya, Pulat İmamoglu, y Koca 2019). Por otro lado, la variable calidad de salud del jefe/a del hogar puede ser considerada similar a la V.D. en el modelo y de ahí su significancia estadística, ya que las encuestas fueron aplicadas principalmente al jefe/a de hogar.

A pesar de que los estudios mencionados no incluyan de forma puntual en sus modelos analíticos todas las variables propuestas en esta dimensión, es importante recalcar que estas han sido halladas significativas. En este sentido, el uso de categorías conceptuales en debate como *health*, *health-related quality of life* y *quality of life* puede derivar en una diversidad de formas, muchas veces conflictivas y poco comparables, de abordar la investigación de la satisfacción con la salud (Karimi y Brazier 2016).

5.5. Predictores de la satisfacción económica

Los resultados de la dimensión económica arrojaron que las variables de rango de ingresos, percepción de la situación económica del hogar en el último año y disponibilidad de seguridad social como significativas, en casi todos los métodos y con un poder explicativo bajo-medio,

en la explicación de la variación de la satisfacción económica actual. La variación espacial del modelo fue identificada.

Por lo general, distintos aspectos económicos de la vida de las personas suelen ser incluidos y analizados en el marco de la evaluación de la calidad de vida objetiva pero recientemente estos son incluidos en evaluaciones subjetivas. Así, la literatura que aborda el vínculo entre condiciones económicas y bienestar subjetivo (satisfacción) es amplia. Esto ha derivado en un cuerpo de estudios que establecen al ingreso y la desigualdad de este como una variable explicativa de la satisfacción económica en particular y de la satisfacción con la vida en general (Rojas 2008; Graafland y Lous 2018; Roth, Hahn, y Spinath 2016). Por otro lado, la variable de percepción de situación económica del hogar, a pesar de tener una limitación al hogar y especificidad temporal, puede ser considerada análoga a la V.D. ya que percepción actual implicaría el producto de la percepción pasada, sin embargo, ha sido considerada en la explicación de la satisfacción económica (Rojas 2008). Finalmente, el hallazgo vinculado a la disponibilidad de seguridad social resulta consistente con diversas investigaciones que establecen que la garantía de derechos económicos y sociales básicos (seguridad social, el acceso a salud, educación, alimentación, etc.) posee una influencia positiva en la satisfacción con la vida (Liga, Shchetkina, y Zakharova 2018; Liang 2015; Altun y Yazici 2015).

Para Rojas (2008) a pesar de la larga tradición que considera a aspectos meramente económicos en la explicación de la calidad de vida de las personas y del desarrollo de las naciones, la satisfacción económica es solamente un aspecto de la vida y que a pesar de que esta contribuya estadísticamente en la explicación de la satisfacción con la vida, no la determina. Así, la satisfacción con otros dominios de la vida puede considerarse de gran relevancia.

5.6. Predictores de la satisfacción social

La mayoría de técnicas aplicadas al respecto de la dimensión social identificaron, con un poder explicativo bajo, a las percepciones de buenas relaciones barriales, pertenencia al barrio y el deseo de residir en otro lugar como V.I. significativas en la explicación de la satisfacción de la relación con los vecinos. De igual manera, se estableció la existencia de dependencia espacial y no estacionariedad.

Literatura que trata el tema de satisfacción en vecindarios define, por lo general, como V.D. a la satisfacción que tienen los individuos con el vecindario y con frecuencia a la satisfacción

con las relaciones vecinales como V.I. Es decir, el modelo propuesto en esta dimensión invierte la dirección de la relación añadiendo aspectos fuertemente interrelacionados como la cohesión social, apego al lugar y redes sociales como variables explicativas. Así, los resultados obtenidos en cuanto a la importancia que tiene el apego al lugar y la cohesión social en la explicación de la satisfacción social o con el vecindario se muestran consistentes con hallazgos de estudios llevados a cabo en vecindarios de ciudades de Europa, Estados Unidos y Australia (Dassopoulos y Monnat 2011; Weijjs-Perrée et al. 2017; 2015; Ramkissoon y Mavondo 2015).

Dado que los vecindarios son testigos de dinámicas psicosociales complejas es importante la ampliación de la unidad de análisis que constituyen su análisis, es decir, realizar un salto de escala desde el análisis de la satisfacción del individuo, hacia un análisis de carácter agregado de la población que lo vincule con distintos dominios de la vida (Lee y Guest 1983). En este sentido, Sirgy y Cornwell (2002) aseveran que también la ampliación del tipo de variables que expliquen de la satisfacción con el vecindario es fundamental y propone que sean incluidos en estos análisis percepciones en torno a características físicas del entorno construido (paisaje, luminosidad, ruido, cercanía, etc.) y socioeconómicas (estatus socioeconómico, precio de las viviendas, costo de vida, crimen, sentimiento de privacidad, etc.) de los vecindarios. Asimismo, el autor menciona que dichas percepciones se encuentran mediadas por la satisfacción de las personas frente a su comunidad, su vivienda y su hogar y que, por lo tanto, análisis multiescalares son necesarios para develar como las distintas características de los vecindarios influyen en la satisfacción con la vida de los individuos.

5.7. Predictores de la satisfacción con la vida

En cuanto a los resultados del modelo que toma como V.D. a la satisfacción con la vida, la cual surge de las satisfacciones con los distintos dominios con la vida, se identificaron como variables explicativas a la satisfacción con la salud actual, la vivienda y el trabajo en la mayoría de técnicas utilizadas. Este modelo presenta el mayor poder explicativo representado por un R^2 de hasta un 50%. Este coeficiente de determinación, a pesar de considerarse como medio, es el más elevado en comparación a los resultantes de todas las dimensiones adicionales analizadas. De igual manera, la variación espacial del modelo fue confirmada mediante la identificación de las condiciones de dependencia espacial y no estacionariedad.

Existe una importante evidencia empírica que busca entender la influencia existente entre una gran cantidad de diversas variables subjetivas y objetivas con la satisfacción con la vida reportada por individuos alrededor del mundo. Así, se pueden encontrar variados modelos analíticos los cuales difieren de forma significativa en el establecimiento de dimensiones, variables e indicadores de análisis. Siguiendo esta línea, distintos autores han identificado como variables significativas de sus modelos a cada una de las satisfacciones propuesta como explicativas en este modelo de satisfacción con la vida (no se definió a la satisfacción con el trabajo como una V.D., ni al trabajo como una dimensión de análisis).

En este sentido, la satisfacción con la educación alcanzada (Salinas-Jiménez, Artés, y Salinas-Jiménez 2011; Ferrante 2009; Cheung y Chan 2009), la vivienda (Aragonés, Américo, y Pérez-López 2017; Bougouffa y Permana 2018; Casakin y Reizer 2017), la calidad ambiental (Silva, de Keulenaer, y Johnstone 2012; L. Yuan, Shin, y Managi 2018; H. Liu y Hu 2021), la salud actual (Ziolkowski, Blachnio, y Pachalska 2015; Michalos, Zumbo, y Hubley 2000), la situación económica (Rojas 2008; Rojas y Elizondo-Lara 2012; Rojas 2006), el trabajo (Bialowolski y Weziak-Bialowolska 2021; Unanue et al. 2017; Hagmaier, Abele, y Goebel 2018) y la relación social con vecinos (Hoogerbrugge y Burger 2018; Maass et al. 2016; H. Yuan 2016) han sido halladas como explicativas de la variación de la satisfacción con la vida por diversos estudios.

Al respecto de los resultados obtenidos en el modelo de satisfacción con la vida propuesto se evidenció que tan solo las V.I. de satisfacción con la salud, vivienda y trabajo fueron halladas significativas en la gran mayoría de métodos utilizados. Frente a esto, es importante retomar el debate en torno a la relevancia diferenciada que poseen distintos dominios en la explicación de la satisfacción con la vida. Así, se ha demostrado la alta relevancia teórica y empírica que tienen las satisfacciones con la salud, el trabajo y la vivienda frente a la satisfacción con la vida en general (Michalos, Zumbo, y Hubley 2000; Bialowolski y Weziak-Bialowolska 2021; Aragonés, Américo, y Pérez-López 2017). En este sentido, los distintos dominios o dimensiones que contribuyen a la satisfacción con la vida varían en importancia en función de condiciones y experiencias objetivas y subjetivas que los individuos mantienen con sus entornos.

5.8. Calidad de vida y sus técnicas de evaluación en el CHQ

La evaluación de la calidad de vida en centros históricos presenta al menos dos aspectos relevantes a debatir. El primero se vincula a que la evaluación de la calidad de vida, en su vertiente subjetiva, puede ser entendida desde modelos teórico-metodológicos disímiles (McCrea et al. 2011). Estos modelos pueden localizar su foco explicativo ya sea en aspectos específicos de la personalidad de los individuos (Vittersø 2001) o en la percepción de estos frente a diversas circunstancias relacionadas a distintos dominios de sus vidas (Cummins 1996; Rojas 2006). En este sentido, a pesar de haber identificado la relevancia de algunas V.I. en los modelos propuestos, el poder explicativo de estos se mantiene en un rango de bajo o moderado ya que no se consideraron aspectos psicológicos específicos que también pueden estar fungiendo como variables explicativas relevantes de cada una de las satisfacciones evaluadas.

El segundo aspecto corresponde a las dinámicas actuales de los centros históricos en Latinoamérica. Estas se enmarcan en un problema común de la mayoría de ciudades de la región en cuanto a la existencia de zonas centrales históricas, en principio bien dotadas de infraestructura, las cuales se encuentran subutilizadas o en procesos de degradación. Esto genera la pérdida de los atributos de centralidad, diversidad y cohesión que los centros históricos habían mantenido largo tiempo (Carrión 2010). Por lo tanto, se genera una influencia marcada en la forma en la que sus habitantes perciben y evalúan la satisfacción con la vida y con los distintos dominios de esta. No obstante, resulta particular que dicha satisfacción reportada se encuentre en niveles moderados e incluso elevados en las escalas de medición. Esto se puede entender en el marco de mecanismos psicológicos de adaptación en los que percepciones y juicios acerca de la realidad concreta y estándares ideales de comparación tienden a converger en el tiempo produciendo evaluaciones principalmente positivas independientes de las circunstancias concretas (Diener, Lucas, y Scollon 2006).

En cuanto a las técnicas utilizadas, es relevante recalcar el carácter exploratorio de las distintas técnicas seleccionadas para esta investigación. Así, se expandió el uso de técnicas de regresión (cuantitativas, espaciales y de ML) desarrolladas principalmente para variables cuantitativas hacia variables de carácter cualitativo ordinal con el objeto de testear, comparar y explorar espacialmente resultados en el marco de la identificación de diversas V.I. como explicativas de V.D. específicas.

En este sentido, se identificó algunas ventajas y desventajas en el uso de dichas técnicas. Dada la naturaleza de los datos, las regresiones ordinales se establecieron como técnicas adecuadas pero no exclusivas en análisis de este tipo. Por su parte, la regresión por MCO presenta facilidad explicativa y rapidez de modelamiento, sin embargo, no es idónea para datos ordinales lo que implicaría potenciales errores. Por otro lado, el uso de una técnica de regresión de carácter espacial como la RGP permitió que el R^2 de todos los modelos propuestos aumente considerablemente, en comparación a las técnicas de PLUM y MCO. Esto, y teniendo en cuenta de que todos los modelos presentan dependencia espacial y no estacionariedad, sugiere que el componente espacial es relevante en la explicación de los distintos dominios de satisfacción que la población del CHQ presenta. Siguiendo esta línea, el empleo de técnicas novedosas de ML como los BA y las MVS permitió identificar, con una alta precisión, las variables con mayor peso explicativo de la variación de las V.D. establecidas. A pesar de que la aplicación de este tipo técnicas se realice entornos de programación como R o *Python*, hecho que puede resultar desafiante en un principio, los resultados obtenidos presentan robustez estadística y sobre todo facilidad interpretativa.

5.9. Aportes y limitaciones

Con esta tesis de investigación se planteó llenar un vacío de conocimiento en torno al análisis de la calidad de vida urbana subjetiva del CHQ desde una perspectiva metodológica novedosa y cada vez más relevante en los estudios de la ciudad. Así, este estudio brinda un panorama general de cómo tanto variables objetivas como subjetivas puedan estar influyendo o no en la satisfacción de residentes del CHQ hacia diferentes dominios de su vida y a su vida misma, en el marco de la utilización de técnicas cuantitativas, espaciales y de *machine learning*.

También se contribuyó a generar conocimiento a partir de la Encuesta Multipropósito del CHQ, la cual se enmarca en un contexto de subutilización. Esta encuesta representa un registro detallado y extenso de las distintas realidades que residentes del CHQ experimentan y al mismo tiempo constituye un insumo sustancial para la planificación urbana y política pública. En este sentido, el abordaje teórico y sobre todo el metodológico adoptado tiene la potencialidad de replicarse en otras investigaciones ya sea con datos disponibles o con información primaria a levantarse. Así, se abre una línea de investigación en cuanto a la exploración, testeo, uso e incorporación de diferentes técnicas vinculadas a la ciencia de datos, en el análisis de problemáticas urbanas relevantes como la calidad de vida y de temáticas propias de los estudios sociales. Finalmente, este tipo investigaciones presentan

también la potencialidad de expandirse a escenarios que comparen contextos pre y post COVID-19 con el objeto de determinar si las condiciones propias de la pandemia afectaron aspectos subjetivos y de satisfacción de las personas.

Esta investigación presenta varias limitaciones. En primer lugar, aborda a la calidad de vida subjetiva desde una aproximación metodológica netamente cuantitativa hecho que, por un lado, resulta interesante dadas las técnicas novedosas utilizadas, pero que, por otro, limita los hallazgos que abordajes cualitativo-etnográficos pueden propiciar. Así, el uso de métodos mixtos para abordar la calidad de vida permitiría una aproximación integral en futuras investigaciones. En segundo lugar, la investigación presentó una profundidad analítica moderada en el sentido de que no se realizó una reflexión a profundidad de las distintas dimensiones de la calidad de vida. Esto se justifica en que el diseño de investigación dio un peso importante a la aplicación y comparación de distintas técnicas cuantitativo-espaciales y de ML en la evaluación de la calidad de vida. En tercer lugar, las técnicas aplicadas se realizaron únicamente en el marco de análisis de regresión, esto con el objetivo de identificar variables explicativas, sin embargo, investigaciones similares también hacen uso extensivo de estadística descriptiva y análisis de correlación, situación que puede aportar perspectivas relevantes. Finalmente, existe una limitación en cuanto a la indagación de la influencia que tiene el espacio en las variables que conforman los distintos modelos. Así, de forma exploratoria se aplicaron regresiones de carácter espacial (RGP) las cuales presentan potencialidades de análisis teórico y metodológico no desarrolladas de forma exhaustiva en esta investigación.

5.10. Conclusiones

La presente investigación representa un aporte significativo al corpus de estudios relacionados a la evaluación de la calidad de vida subjetiva y también al uso de técnicas cuantitativas, espaciales y de *machine learning* en los estudios urbanos. En este sentido, se produjo evidencia empírica en cuanto a la identificación de distintas variables objetivas y principalmente subjetivas como factores explicativos de la satisfacción con distintos dominios de la vida y con la vida misma de los habitantes del Centro Histórico de Quito. Esto se realizó mediante la adopción de la noción de calidad de vida como marco conceptual, específicamente en su vertiente subjetiva de bienestar, y de la utilización de variadas técnicas

de inferenciales de regresión de carácter cuantitativo, espacial y vinculadas al *machine learning* como marco metodológico.

Entre los principales hallazgos se encuentra la identificación del nivel educativo deseado como explicativo de la satisfacción con la educación alcanzada, a la tenencia de la vivienda y la percepción del estado de la vivienda como explicativas de la satisfacción con la vivienda, a la afectación por exposición a contaminación del aire, fauna urbana y olores como explicativas de la satisfacción con la calidad ambiental, al uso y calidad del servicio estatal de salud y a la alimentación familiar saludable como explicativas de la satisfacción con la salud, al rango de ingresos, a la percepción de la situación económica del hogar en el último año y a la disponibilidad de seguridad social, como explicativas de la satisfacción económica, a las buenas relaciones barriales, la pertenencia al barrio y el deseo de residir en otro lugar como explicativas de la satisfacción con la relación con los vecinos y finalmente a las satisfacciones con la salud, la vivienda y el trabajo como explicativas de la satisfacción con la vida.

Desde el punto de vista metodológico, se aplicaron diversas técnicas de regresión como la logística ordinal (por los métodos *Odds Ratio* y PLUM), por Mínimos Cuadrados Ordinarios, Regresión Geográficamente Ponderada y vinculadas al *machine learning* (Máquinas de Vector Soporte y Bosques Aleatorios). Estas arrojaron resultados relativamente similares, pero se destaca la utilización de técnicas de *machine learning* ya que presentan la potencialidad de replicación en el análisis de diversas problemáticas urbanas gracias a su robustez y facilidad interpretativa. Los modelos de regresión propuestos presentaron un poder explicativo, representado por sus R^2 , que se puede considerar en los rangos de bajo-medio. Sin embargo, la Regresión Geográficamente Ponderada presentó coeficientes de determinación más altos en cada dimensión analizada. En este sentido, el establecimiento de las condiciones de dependencia espacial y no estacionariedad en cada modelo sugirieron la importancia del componente espacial en la explicación de cada una de las satisfacciones. Es frente a estos hallazgos que las preguntas de investigación que estructuran este documento se responden tanto en el ámbito de la identificación y reflexión en torno a las distintas variables independientes que resultaron relevantes en la explicación de la satisfacción con los dominios de la vida y con la vida misma, como también en el aspecto de aplicación de diversas técnicas inferenciales.

Las posibles recomendaciones de política urbana derivadas de los hallazgos de esta investigación pueden formularse en coherencia a los niveles de jerarquía que postula el enfoque de dominios de la vida. Esto implica que estas pueden formularse en función de cada

una de las satisfacciones halladas explicativas de la satisfacción con la vida (primer nivel de jerarquía) y de los factores explicativos de las satisfacciones de cada uno de los dominios planteados (segundo nivel de jerarquía). En el caso de los habitantes del CHQ se puede plantear, en primera instancia, la priorización de un tipo de política sobre otra, es decir, el favorecimiento de políticas corte sociosanitario, habitacional y laboral (cuyos dominios de satisfacción fueron hallados explicativos para la satisfacción con la vida). Esto para que, en una segunda instancia y mediante una intervención focalizada, se implementen políticas vinculadas: al mejoramiento del acceso y calidad a los servicios de salud públicos y a la promoción de hábitos alimenticios saludables (satisfacción con la salud); a la intervención en cuanto a la regulación y contención del mercado inmobiliario (especialmente de alquileres), así como también a la rehabilitación edilicia (satisfacción con la vivienda); y por último, a las relacionadas con el amortiguamiento de las condiciones laborales precarias predominantes actualmente. Como se puede intuir, dichas políticas deben enmarcarse y alinearse a procesos de gestión y planificación urbana integrales que tomen en consideración tanto a las especificidades del CHQ como a las diversas percepciones y evaluaciones subjetivas que se derivan de estas.

La calidad de vida es un constructo analítico complejo y multidimensional que requiere los diversos enfoques teóricos y metodológicos que las distintas disciplinas de las ciencias sociales pueden ofrecer. Entendiendo al bienestar subjetivo y a la satisfacción como aspectos fundamentales de la calidad de vida, el conocimiento sobre cuales dominios y factores son importantes para que una persona esté satisfecha con su vida y con los diversos dominios de esta respectivamente es un insumo invaluable para la elaboración de política pública. En este sentido, para la obtención de una adecuada calidad de vida resulta importante la comprensión del rol que las distintas instituciones y formas de organización social desempeñan en los dominios de la satisfacción con la vida. Así, la política pública también debería buscar promocionar la satisfacción acerca de distintos dominios de la vida reconociendo la multiplicidad de facetas que influyen en la calidad de vida de los seres humanos.

Referencias

- Agresti, Alan. 2002. *Categorical data analysis*. 2a ed. New York: John Wiley & Sons.
- Altun, Fatma, y Hikmet Yazici. 2015. "The Relationships Between Life Satisfaction, Gender, Social Security, and Depressive Symptoms Among Elderly in Turkey". *Educational Gerontology* 41 (4): 305–14. <https://doi.org/10.1080/03601277.2013.852923>.
- Américo, María. 1995. *Satisfacción residencial: un análisis psicológico de la vivienda y su entorno*. Madrid: Alianza: Universidad.
- Anselin, Luc. 2005. "Exploring Spatial Data with GeoDa: A Workbook". Illinois: Center for Spatially Integrated Science. <https://geodacenter.github.io/documentation.html>.
- Aouadni, Ismahene, y Abdelwaheb Rebai. 2017. "Decision support system based on genetic algorithm and multi-criteria satisfaction analysis (MUSA) method for measuring job satisfaction". *Annals of Operations Research* 256 (1): 3–20. <https://doi.org/10.1007/s10479-016-2154-z>.
- Aragón, Juan Ignacio, María Américo, y Raquel Pérez-López. 2017. "Residential Satisfaction and Quality of Life". En *Handbook of Environmental Psychology and Quality of Life Research*, editado por Ghazlane Fleury-Bahi, Enric Pol, y Oscar Navarro, 311–28. Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-31416-7_17.
- Arribas-Bel, Daniel, Jorge E Patino, y Juan C Duque. 2017. "Remote sensing-based measurement of Living Environment Deprivation: Improving classical approaches with machine learning". *PLOS ONE* 12 (5): e0176684. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0176684>.
- Banerji, J. 2011. "The method of (not so) ordinary least squares: what can go wrong and how to fix them". *Contemporary Physics* 52 (3): 181–95. <https://doi.org/10.1080/00107514.2011.563544>.
- Bardo, Anthony R. 2017. "A life course model for a domains-of-life approach to happiness: Evidence from the United States". *Advances in Life Course Research* 33: 11–22. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.alcr.2017.06.002>.
- Bialowolski, Piotr, y Dorota Weziak-Bialowolska. 2021. "Longitudinal Evidence for Reciprocal Effects Between Life Satisfaction and Job Satisfaction". *Journal of Happiness Studies* 22 (3): 1287–1312. <https://doi.org/10.1007/s10902-020-00273-1>.
- Biau, Gérard, y Erwan Scornet. 2016. "A random forest guided tour". *TEST* 25 (2): 197–227. <https://doi.org/10.1007/s11749-016-0481-7>.
- Bougouffa, Ilyes, y Ariva Sugandi Permana. 2018. "A Study on the Linkages between Residential Satisfaction and the Overall Quality of Life in Bandar Tun Razak Area of Kuala Lumpur City, Malaysia". *Applied Research in Quality of Life* 13 (4): 991–1013. <https://doi.org/10.1007/s11482-017-9570-3>.
- Boulesteix, Anne-Laure, Silke Janitza, Jochen Kruppa, y Inke R. König. 2012. "Overview of random forest methodology and practical guidance with emphasis on computational biology and bioinformatics". *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery* 2 (6): 493–507. <https://doi.org/10.1002/widm.1072>.
- Breiman, Leo. 1996. "Bagging predictors". *Machine Learning* 24 (2): 123–40. <https://doi.org/10.1007/BF00058655>.
- . 2001. "Random Forests". *Machine Learning* 45 (1): 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>.
- Breiman, Leo, y Adele Cutler. 2004. "Random Forest-original implementation". Berkeley, CA. <https://www.stat.berkeley.edu/~breiman/RandomForests/>.
- Breiman, Leo, Jerome H. Friedman, Richard A. Olshen, y Charles J. Stone. 1984. *Classification And Regression Trees*. Routledge.

- <https://doi.org/10.1201/9781315139470>.
- Brunsdon, Chris, A. Stewart Fotheringham, y Martin E. Charlton. 1996. “Geographically Weighted Regression: A Method for Exploring Spatial Nonstationarity”. *Geographical Analysis* 28 (4): 281–98. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1996.tb00936.x>.
- Burchardt, Hans-Jürgen. 2012. “¿Por qué América Latina es tan desigual? Tentativas de explicación desde una perspectiva inusual”. *Nueva Sociedad* 239: 137–50.
- Bürkner, Paul-Christian, y Matti Vuorre. 2019. “Ordinal Regression Models in Psychology: A Tutorial”. *Advances in Methods and Practices in Psychological Science* 2 (1): 77–101. <https://doi.org/10.1177/2515245918823199>.
- Busutil, Rafael, Olga Espallardo, Antonio Torres, Lucía Martínez-Galdeano, Néboa Zozaya, y Álvaro Hidalgo-Vega. 2017. “The impact of obesity on health-related quality of life in Spain”. *Health and Quality of Life Outcomes* 15 (1): 197. <https://doi.org/10.1186/s12955-017-0773-y>.
- Campbell, Angus, Philip E Converse, y Willard L Rodgers. 1976. *The Quality of American Life: Perceptions, Evaluations, and Satisfaction*. Russell Sage Foundation. <http://www.jstor.org/stable/10.7758/9781610441032>.
- Carrión, Fernando. 2010. *El laberinto de las centralidades históricas en América Latina. El centro histórico como objeto del deseo*. 1a ed. Quito: Ministerio de Cultura. https://biblio.flacsoandes.edu.ec/shared/biblio_view.php?bibid=125616&tab=opac.
- Casakin, Hernan, y Abira Reizer. 2017. “Place attachment, residential satisfaction, and life satisfaction: Traditional and renewed kibbutz”. *Journal of Human Behavior in the Social Environment* 27 (7): 639–55. <https://doi.org/10.1080/10911359.2017.1317313>.
- Cázares Blanco, Rocío. 2010. “Las concepciones aristotélicas de la vida buena y la falacia naturalista”. *Diánoia* 55: 67–90. http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0185-24502010000200003.
- Cervantes, Jair, Farid Garcia-Lamont, Lisbeth Rodríguez-Mazahua, y Asdrubal Lopez. 2020. “A comprehensive survey on support vector machine classification: Applications, challenges and trends”. *Neurocomputing* 408: 189–215. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.neucom.2019.10.118>.
- Chacón Arias, Daniela, Sebastián Fernández, Emilio Freire, Gabriela Núñez, Juan Pablo Pazmiño, Carolina Ponce, Ylenia Quintana, Salomé Racines, y Patricio Sánchez. 2020. “Informe de calidad de vida 2020”. Quito. <https://quitocomovamos.org/wp-content/uploads/2021/06/INFORME-DE-CALIDAD-DE-VIDA-QUITO-COMO-VAMOS-pliego2.pdf>.
- Chang, Chih-Chung, y Chih-Jen Lin. 2001. “libsvm: A Library for Support Vector Machines”.
- Cheung, Hoi Yan, y Alex W H Chan. 2009. “The Effect of Education on Life Satisfaction Across Countries”. *Alberta Journal of Educational Research* 55 (1 SE-ARTICLES). <https://doi.org/10.11575/ajer.v55i1.55278>.
- Cid, Alejandro, Daniel Ferres, y Maximo Rossi. 2008. “Subjective Well-Being in the Southern Cone: Health, Income and Family May 2008”. *SSRN Electronic Journal*, agosto. <https://doi.org/10.2139/ssrn.1850925>.
- Cortes, Corinna, y Vladimir Vapnik. 1995. “Support-vector networks”. *Machine Learning* 20 (3): 273–97. <https://doi.org/10.1007/BF00994018>.
- Cummins, Robert A. 1996. “The domains of life satisfaction: An attempt to order chaos”. *Social Indicators Research* 38 (3): 303–28. <https://doi.org/10.1007/BF00292050>.
- Cummins, Robert A, y Melissa K Weinberg. 2015. “Multi-item Measurement of Subjective Wellbeing: Subjective Approaches (2)”. En *Global Handbook of Quality of Life: Exploration of Well-Being of Nations and Continents*, editado por Wolfgang Glatzer,

- Laura Camfield, Valerie Møller, y Mariano Rojas, 239–68. Dordrecht: Springer Netherlands. https://doi.org/10.1007/978-94-017-9178-6_10.
- Das, Daisy. 2008. “Urban Quality of Life: A Case Study of Guwahati”. *Social Indicators Research* 88 (2): 297–310. <https://doi.org/10.1007/s11205-007-9191-6>.
- Dassopoulos, Andrea, y Shannon M Monnat. 2011. “Do Perceptions of Social Cohesion, Social Support, and Social Control Mediate the Effects of Local Community Participation on Neighborhood Satisfaction?” *Environment and Behavior* 43 (4): 546–65. <https://doi.org/10.1177/0013916510366821>.
- Díaz-Camacho, Renzo Fabrizio, Jorge Leoncio Rivera Muñoz, Ivan Ángel Encalada Díaz, y Ursula Isabel Romani Miranda. 2021. “La satisfacción estudiantil en la educación virtual: una revisión sistemática internacional”. *Chakiñan, Revista de Ciencias Sociales y Humanidades*, núm. 16: 177–93. <https://doi.org/10.37135/chk.002.16.11>.
- Diener, Ed, Richard E Lucas, y Christie Napa Scollon. 2006. “Beyond the Hedonic Treadmill: Revising the Adaptation Theory of Well-Being.” *The American Psychologist* 61 (4): 305–14. <https://doi.org/10.1037/0003-066X.61.4.305>.
- Diener, Ed, y Eunkook Suh. 1997. “Measuring quality of life: Economic, social, and subjective indicators”. *Social Indicators Research* 40 (1): 189–216. <https://doi.org/10.1023/A:1006859511756>.
- Dimitriadou, Evgenia, Kurt Hornik, Friedrich Leisch, David Meyer, y Andreas Weingessel. 2005. “e1071: Misc Functions of the Department of Statistics (e1071), TU Wien, Version 1.5-11”. <https://cran.r-project.org/>.
- Discoli, Carlos, Irene Martini, y Dante Barbero. 2021. “Quality of Life in Relation to Urban Areas and Sustainability. Application Case: City of La Plata, Buenos Aires, Argentina”. En *Handbook of Quality of Life and Sustainability*, editado por Javier Martinez, Claudia Andrea Mikkelsen, y Rhonda Phillips, 353–70. Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-50540-0_18.
- Elias, Marina, y Lidia Daza. 2019. “Configuración y reconfiguración de las expectativas educativas después de la educación obligatoria: un análisis longitudinal”. *International Journal of Sociology of Education* 8 (3): 206–35. <https://doi.org/10.17583/rise.2019.4479>.
- Emami, Ali, y Sheyda Sadeghlou. 2021. “Residential Satisfaction: A Narrative Literature Review Towards Identification of Core Determinants and Indicators”. *Housing, Theory and Society* 38 (4): 512–40. <https://doi.org/10.1080/14036096.2020.1844795>.
- ESRI. 2018. “Regresión ponderada geográficamente (GWR)”. Conjunto de herramientas Modelado de relaciones espaciales. 2018. <https://desktop.arcgis.com/es/arcmap/10.3/tools/spatial-statistics-toolbox/geographically-weighted-regression.htm>.
- Ferrante, Francesco. 2009. “Education, aspirations and life satisfaction”. *Kyklos* 62 (4): 542–62. <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/j.1467-6435.2009.00450.x>.
- García García, Diva Marcela. 2014. “Calidad, satisfacción y demografía residencial. Una revisión conceptual de enfoques y tensiones de las teorías”. *Cuadernos de Vivienda y Urbanismo* 7 (14): 260–75. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=629768822006>.
- Gholami, Raouf, y Nikoo Fakhari. 2017. “Support Vector Machine: Principles, Parameters, and Applications”. En *Handbook of Neural Computation*, editado por Pijush Samui, Sanjiban Sekhar, y Valentina E B T - Handbook of Neural Computation Balas, 515–35. Academic Press. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-12-811318-9.00027-2>.
- Girón Dávila, Pedro. 2010. “Los determinantes de la salud percibida en España”. <https://eprints.ucm.es/id/eprint/11024/1/T32155.pdf>.
- Glatzer, Wolfgang. 2015. “Monitoring and Analyzing Quality of Life – An Introduction”. En *Global Handbook of Quality of Life*, 1–11. Dordrecht: Springer Netherlands.

- https://doi.org/10.1007/978-94-017-9178-6_1.
- Gobierno Abierto. 2016. “Información Geográfica de descarga”. Datos abiertos. 2016. http://gobiernoabierto.quito.gob.ec/?page_id=1122.
- Golledge, Reginald G., y Robert J. Stimson. 1997. *Spatial behavior: A geographic perspective*. New York: Guildford Press.
- Gong, Peng, Danielle J Marceau, y Philip J Howarth. 1992. “A comparison of spatial feature extraction algorithms for land-use classification with SPOT HRV data”. *Remote Sensing of Environment* 40 (2): 137–51. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0034-4257\(92\)90011-8](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0034-4257(92)90011-8).
- Graafland, Johan, y Bjorn Lous. 2018. “Economic Freedom, Income Inequality and Life Satisfaction in OECD Countries”. *Journal of Happiness Studies* 19 (7): 2071–93. <https://doi.org/10.1007/s10902-017-9905-7>.
- Graham, Carol, y Stefano Pettinato. 2002. *Happiness and Hardship*. Brookings Institution Press. <http://www.jstor.org/stable/10.7864/j.ctvc2rnvg>.
- Grimmer, Justin, Margaret E. Roberts, y Brandon M. Stewart. 2021. “Machine Learning for Social Science: An Agnostic Approach”. *Annual Review of Political Science* 24 (1): annurev-polisci-053119-015921. <https://doi.org/10.1146/annurev-polisci-053119-015921>.
- Gutierrez, Pedro Antonio, Maria Perez-Ortiz, Javier Sanchez-Monedero, Francisco Fernandez-Navarro, y Cesar Hervas-Martinez. 2016. “Ordinal Regression Methods: Survey and Experimental Study”. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering* 28 (1): 127–46. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2015.2457911>.
- Hagmaier, Tamara, Andrea E Abele, y Kyra Goebel. 2018. “How do career satisfaction and life satisfaction associate?” *Journal of Managerial Psychology* 33 (2): 142–60. <https://doi.org/10.1108/JMP-09-2017-0326>.
- Hayes, Natalie, y Stephen Joseph. 2003. “Big 5 correlates of three measures of subjective well-being”. *Personality and Individual Differences* 34 (4): 723–27. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0191-8869\(02\)00057-0](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0191-8869(02)00057-0).
- Helliwell, John F, Richard Layard, y Jeffrey Sachs. 2012. “World Happiness Report [2012]”. <https://open.library.ubc.ca/collections/52383/items/1.0053622>.
- Hidalgo Dattwyler, Rodrigo, Pablo Urbina Terán, Voltaire Alvarado Peterson, y Abraham Paulsen Bilbao. 2017. “Desplazados y ¿olvidados?: contradicciones respecto de la satisfacción residencial en Bajos de Mena, Puente Alto, Santiago de Chile”. *Revista INVI*. scielocl .
- Hoogerbrugge, Marloes M, y Martijn J Burger. 2018. “Neighborhood-Based social capital and life satisfaction: the case of Rotterdam, The Netherlands”. *Urban Geography* 39 (10): 1484–1509. <https://doi.org/10.1080/02723638.2018.1474609>.
- Huang, Shujun, Nianguang Cai, Pedro Penzuti, Shavira Narrandes, Yang Wang, y Wayne Xu. 2018. “Applications of support vector machine (SVM) learning in cancer genomics”. *Cancer genomics & proteomics* 15 (1): 41–51. <https://doi.org/10.21873/cgp.20063>.
- Ibem, Eziyi Offia, y Egidario B Aduwo. 2013. “Assessment of residential satisfaction in public housing in Ogun State, Nigeria”. *Habitat International* 40: 163–75. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.habitatint.2013.04.001>.
- Ibrahim, Mohamed R, James Haworth, y Tao Cheng. 2019. “URBAN-i: From urban scenes to mapping slums, transport modes, and pedestrians in cities using deep learning and computer vision”. *Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science*, mayo, 2399808319846517. <https://doi.org/10.1177/2399808319846517>.
- Instituto de la Ciudad. 2015. “Índice de calidad de vida”. Instituto de la Ciudad. 2015. <http://www.institutodelaciudad.com.ec/index.php/investigaciones/investigaciones-concluidas/47-indice-calidad-de-vida/82-indice-calidad-de-vida.html>.

- . 2016. “Informe Metodológico Encuesta Multipropósito DMQ”. Quito. <https://www.institutodelaciudad.com.ec/encuestamulti/Informe MUNICIPIO Encuesta Multiproposito Metodologico.pdf>.
- Instituto Metropolitano de Patrimonio. 2017. “Diagnóstico para la elaboración del Plan Parcial para el Desarrollo Integral del Centro Histórico de Quito”. Quito. http://www7.quito.gob.ec/mdmq_ordenanzas/Comisiones del Concejo/Usode Suelo/Centro Histórico/Información IMP/Plan Parcial Centro Histórico/1. Diagnóstico del CHQ.pdf.
- Janitza, Silke, Gerhard Tutz, y Anne-Laure Boulesteix. 2016. “Random forest for ordinal responses: Prediction and variable selection”. *Computational Statistics & Data Analysis* 96: 57–73. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.csda.2015.10.005>.
- Kalaja, Rezarta, Redi Myshketa, y Francesco Scalera. 2016. “Service Quality Assessment in Health Care Sector: The Case of Durres Public Hospital”. *Procedia - Social and Behavioral Sciences* 235: 557–65. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2016.11.082>.
- Kamel Boulos, Maged N, y Najeeb M Al-Shorbaji. 2014. “On the Internet of Things, smart cities and the WHO Healthy Cities”. *International Journal of Health Geographics* 13 (1): 10. <https://doi.org/10.1186/1476-072X-13-10>.
- Karatzoglou, Alexandros, David Meyer, y Kurt Hornik. 2006. “Support Vector Machines in R”. *Journal of Statistical Software* 15 (9): 1–28. <https://doi.org/10.18637/jss.v015.i09>.
- Karimi, Milad, y John Brazier. 2016. “Health, Health-Related Quality of Life, and Quality of Life: What is the Difference?” *Pharmacoeconomics* 34 (7): 645–49. <https://doi.org/10.1007/s40273-016-0389-9>.
- Kaur, Maninder, Meghna Dhalaria, Pradip Kumar Sharma, y Jong Hyuk Park. 2019. “Supervised Machine-Learning Predictive Analytics for National Quality of Life Scoring”. *Applied Sciences* 9 (8). <https://doi.org/10.3390/app9081613>.
- Kemeny, Jim. 1992. *Housing and Social Theory*. Londres, Nueva York: Routledge.
- Keul, Alexander G., y Thomas Prinz. 2011. “The Salzburg Quality of Urban Life Study with GIS Support”. En *Investigating Quality of Urban Life*, editado por Robert W. Marans y Robert Stimson. Dordrecht: Springer Netherlands. https://doi.org/10.1007/978-94-007-1742-8_12.
- Khan, Kadeem. 2019. “Decoding Urban Inequality: The Applications of Machine Learning for Mapping Inequality in Cities of the Global South”. Massachusetts Institute of Technology (MIT). <https://dspace.mit.edu/handle/1721.1/123964>.
- Khattab, Nabil. 2015. “Students’ aspirations, expectations and school achievement: what really matters?” *British Educational Research Journal* 41 (5): 731–48. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/berj.3171>.
- Lee, Barrett A, y Avery M Guest. 1983. “Determinants of neighborhood satisfaction: A metropolitan-level analysis”. *Sociological Quarterly* 24 (2): 287–303. <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/j.1533-8525.1983.tb00703.x>.
- Liang, Ying. 2015. “Satisfaction With Economic and Social Rights and Quality of Life in a Post-Disaster Zone in China: Evidence From Earthquake-Prone Sichuan”. *Disaster Medicine and Public Health Preparedness* 9 (2): 111–18. <https://doi.org/DOI:10.1017/dmp.2015.7>.
- Liao, Pei-shan, Dagee Shaw, y Yih-ming Lin. 2015. “Environmental Quality and Life Satisfaction: Subjective Versus Objective Measures of Air Quality”. *Social Indicators Research* 124 (2): 599–616. <https://doi.org/10.1007/s11205-014-0799-z>.
- Liaw, Andy, y Matthew Wiener. 2002. “Classification and regression by randomForest”. *R News* 2: 18–22. https://www.r-project.org/doc/Rnews/Rnews_2002-3.pdf.
- Liddell, Torrin M, y John K Kruschke. 2018. “Analyzing ordinal data with metric models:

- What could possibly go wrong?” *Journal of Experimental Social Psychology* 79: 328–48. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jesp.2018.08.009>.
- Liga, Marina, Irina Shchetkina, y Elena Zakharova. 2018. “Satisfaction with the Quality of Life as an Indicator of Social security”. *Revista ESPACIOS* 39 (11).
- Liu, Huan, y Tiantian Hu. 2021. “How does air quality affect residents’ life satisfaction? Evidence based on multiperiod follow-up survey data of 122 cities in China”. *Environmental Science and Pollution Research* 28 (43): 61047–60. <https://doi.org/10.1007/s11356-021-15022-x>.
- Liu, Lun, Elisabete A. Silva, Chunyang Wu, y Hui Wang. 2017. “A machine learning-based method for the large-scale evaluation of the qualities of the urban environment”. *Computers, Environment and Urban Systems* 65 (septiembre): 113–25. <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2017.06.003>.
- Liu, Xing. 2009. “Ordinal Regression Analysis: Fitting the Proportional Odds Model Using Stata, SAS and SPSS”. *Journal of Modern Applied Statistical Methods* 8 (2): 632–42. <https://doi.org/10.22237/jmasm/1257035340>.
- Liu, Xing, y Hari Koirala. 2012. “Ordinal Regression Analysis: Using Generalized Ordinal Logistic Regression Models to Estimate Educational Data”. *Journal of Modern Applied Statistical Methods* 11 (1): 242–54. <https://doi.org/10.22237/jmasm/1335846000>.
- Lu, Luo, y Robin Gilmour. 2004. “Culture and conceptions of happiness: individual oriented and social oriented swb”. *Journal of Happiness Studies* 5 (3): 269–91. <https://doi.org/10.1007/s10902-004-8789-5>.
- Maass, Ruca, Christian A Kloeckner, Bengt Lindstrøm, y Monica Lillefjell. 2016. “The impact of neighborhood social capital on life satisfaction and self-rated health: A possible pathway for health promotion?” *Health & Place* 42: 120–28. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.healthplace.2016.09.011>.
- Mahanty, Chandrakanta, Raghvendra Kumar, y Brojo Kishore Mishra. 2021. “Analyses the effects of COVID-19 outbreak on human sexual behaviour using ordinary least-squares based multivariate logistic regression”. *Quality & Quantity* 55 (4): 1239–59. <https://doi.org/10.1007/s11135-020-01057-8>.
- Maloshonok, Natalia, y Evgeniy Terentev. 2017. “The mismatch between student educational expectations and realities: prevalence, causes, and consequences”. *European Journal of Higher Education* 7 (4): 356–72. <https://doi.org/10.1080/21568235.2017.1348238>.
- Marans, Robert W. 2015. “Quality of urban life & environmental sustainability studies: Future linkage opportunities”. *Habitat International* 45: 47–52. <https://doi.org/10.1016/j.habitatint.2014.06.019>.
- Marans, Robert W., y Robert Stimson. 2011. “An Overview of Quality of Urban Life”. En *Investigating Quality of Urban Life: Theory, Methods, and Empirical Research*, editado por Robert W. Marans y Robert J. Stimson, 45:1–29. Social Indicators Research Series. Dordrecht: Springer Netherlands. <https://doi.org/10.1007/978-94-007-1742-8>.
- Martín Criado, Enrique, y Carmuca Gómez Bueno. 2017. “Las expectativas parentales no explican el rendimiento escolar”. *Revista Española de Sociología* 26 (1): 33–52. <https://doi.org/10.22325/fes/res.2016.2>.
- Martínez Ibarra, Alejandra, y Jorge Ibarra Salazar. 2017. “Los determinantes de la satisfacción residencial en México”. *Estudios Demográficos y Urbanos* 32 (2): 283–313. <https://doi.org/10.24201/edu.v32i2.1635>.
- McCrea, Rod, Robert W. Marans, Robert Stimson, y John Western. 2011. “Subjective Measurement of Quality of Life Using Primary Data Collection and the Analysis of Survey Data”. En *Investigating Quality of Urban Life: Theory, Methods, and Empirical Research*, editado por Robert W. Marans y Robert Stimson, 55–75. Dordrecht: Springer Netherlands. https://doi.org/10.1007/978-94-007-1742-8_3.

- McCrea, Rod, Tung-Kai Shyy, y Robert Stimson. 2006. “What is the Strength of the Link Between Objective and Subjective Indicators of Urban Quality of Life?” *Applied Research in Quality of Life* 1 (1): 79–96. <https://doi.org/10.1007/s11482-006-9002-2>.
- McCullagh, Peter. 1980. “Regression Models for Ordinal Data”. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)* 42 (2): 109–27. <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1980.tb01109.x>.
- Meesala, Appalayya, y Justin Paul. 2018. “Service quality, consumer satisfaction and loyalty in hospitals: Thinking for the future”. *Journal of Retailing and Consumer Services* 40: 261–69. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2016.10.011>.
- Mendoza, Yenniel, Roger Loyola, Alonso Aguilar, y Roberto Escalante. 2019. “Valuation of Air Quality in Chile: The Life Satisfaction Approach”. *Social Indicators Research* 145 (1): 367–87. <https://doi.org/10.1007/s11205-019-02103-1>.
- Merschdorf, Helena, Michael E. Hodgson, y Thomas Blaschke. 2020. “Modeling Quality of Urban Life Using a Geospatial Approach”. *Urban Science* 4 (1): 5. <https://doi.org/10.3390/urbansci4010005>.
- Michalos, Alex C. 1986. “An application of multiple discrepancies theory (MDT) to seniors”. *Social Indicators Research* 18 (4): 349–73. <https://doi.org/10.1007/BF00300488>.
- Michalos, Alex C, Bruno D Zumbo, y Anita Hubley. 2000. “Health and the Quality of Life”. *Social Indicators Research* 51 (3): 245–86. <https://doi.org/10.1023/A:1007010401301>.
- Milić, Jelena, y Jingmin Zhou. 2018. “Residential satisfaction among young people in post-socialist countries: the case of Serbia”. *Journal of Housing and the Built Environment* 33 (4): 715–30. <https://doi.org/10.1007/s10901-017-9579-9>.
- Mittal, Shilpi, Jayprakash Chadchan, y Sudipta K Mishra. 2020. “Review of Concepts, Tools and Indices for the Assessment of Urban Quality of Life”. *Social Indicators Research* 149 (1): 187–214. <https://doi.org/10.1007/s11205-019-02232-7>.
- Montesinos López, Osva Antonio, Abelardo Montesinos López, y Jose Crossa. 2022. “Support Vector Machines and Support Vector Regression”. En *Multivariate Statistical Machine Learning Methods for Genomic Prediction*, editado por Osva Antonio Montesinos López, Abelardo Montesinos López, y José Crossa, 337–78. Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-89010-0_9.
- Mulligan, Gordon, John Carruthers, y Meagan Cahill. 2004. “Urban Quality of Life and Public Policy: A Survey”. En *Urban Dynamics and Growth: Advances in Urban Economics*, 266:729–802. Elsevier. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0573-8555\(04\)66023-8](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0573-8555(04)66023-8).
- Municipio de Quito, y Junta de Andalucía. 2003. “Centro Histórico de Quito. Plan Especial”. Quito. <https://biblio.flacsoandes.edu.ec/catalog/resGet.php?resId=39693>.
- Nakaya, Tomoki, M Charlton, P Lewis, C Brunson, J Yao, y S Fotheringham. 2014. “GWR4 user manual”. *Windows Application for Geographically Weighted Regression Modelling*.
- Norris, Colleen M, William A Ghali, L Duncan Saunders, Rollin Brant, Diane Galbraith, Peter Faris, y Merrill L Knudtson. 2006. “Ordinal Regression Model and the Linear Regression Model Were Superior to the Logistic Regression Models.” *Journal of Clinical Epidemiology* 59 (5): 448–56. <https://doi.org/10.1016/j.jclinepi.2005.09.007>.
- Nosratabadi, Saeed, Amir Mosavi, Ramin Keivani, Sina Ardabili, y Farshid Aram. 2020. “State of the Art Survey of Deep Learning and Machine Learning Models for Smart Cities and Urban Sustainability”. En , 228–38. https://doi.org/10.1007/978-3-030-36841-8_22.
- ONU-DAES. 2019. “World Urbanization Prospects: The 2018 Revision”. Nueva York. <https://population.un.org/wup/Publications/Files/WUP2018-Report.pdf>.
- Orru, Kati, Hans Orru, Marek Maasikmets, Reigo Hendrikson, y Mare Ainsaar. 2016. “Well-being and environmental quality: Does pollution affect life satisfaction?” *Quality of Life*

- Research* 25 (3): 699–705. <https://doi.org/10.1007/s11136-015-1104-6>.
- Osman, Abu Rashed, y Ruswiati Surya Saputra. 2019. “A pragmatic model of student satisfaction: a viewpoint of private higher education”. *Quality Assurance in Education* 27 (2): 142–65. <https://doi.org/10.1108/QAE-05-2017-0019>.
- Pacione, Michael. 2003a. “Quality-Of-Life Research in Urban Geography”. *Urban Geography* 24 (4): 314–39. <https://doi.org/10.2747/0272-3638.24.4.314>.
- . 2003b. “Urban environmental quality and human wellbeing—a social geographical perspective”. *Landscape and Urban Planning* 65 (1–2): 19–30. [https://doi.org/10.1016/S0169-2046\(02\)00234-7](https://doi.org/10.1016/S0169-2046(02)00234-7).
- Pedro, Eugenia, Luis Mendes, y Luís Lourenço. 2018. “Perceived Service Quality and Students’ Satisfaction in Higher Education: The Influence of Teaching Methods”. *International Journal for Quality Research* 12 (1): 165–192. <https://doi.org/10.18421/IJQR12.01-10>.
- Pekkaya, Mehmet, Öznur Pulat İmamoğlu, y Hayriye Koca. 2019. “Evaluation of healthcare service quality via Servqual scale: An application on a hospital”. *International Journal of Healthcare Management* 12 (4): 340–47. <https://doi.org/10.1080/20479700.2017.1389474>.
- Pickett, S.T.A., M.L. Cadenasso, y McGrath Brian. 2013. “Introduction. Developing a Metalogue: Ecology, Society, and Design”. En *Resilience in Ecology and Urban Design. Linking Theory and Practice for Sustainable Cities*, editado por S.T.A. Pickett, M.L. Cadenasso, y McGrath Brian. Nueva York y Londres: Springer Dordrecht Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-94-007-5341-9>.
- Pisner, Derek A, y David M Schnyer. 2020. “Support vector machine”. En *Machine Learning. Methods and Applications to Brain Disorders*, editado por Andrea Mechelli y Sandra B T - Machine Learning Vieira, 101–21. Academic Press. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-12-815739-8.00006-7>.
- Pohlmann, John T, y Dennis W Leitner. 2003. “A Comparison of Ordinary Least Squares and Logistic Regression”. *The Ohio Journal of Science* 103 (5): 118–25. <https://link.gale.com/apps/doc/A113647859/AONE?u=anon~c7421a11&sid=googleScholar&xid=6d921a1c>.
- Quispe Flores, Ronald, y Ysela Agüero Palacios. 2017. “Modelo de Odds Proporcionales Parciales Aplicado al Estudio de la Gravedad de Lesiones por Accidentes de Tránsito”. *Pesquimat* 20 (1): 41–56. <https://doi.org/10.15381/pes.v20i1.13747>.
- R Core Team. 2021. “Package ‘MASS’”. Viena. <https://cran.rapporter.net/web/packages/MASS/MASS.pdf>.
- Raghavendra, Sujay, y Paresh Chandra Deka. 2014. “Support vector machine applications in the field of hydrology: A review”. *Applied Soft Computing* 19: 372–86. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.asoc.2014.02.002>.
- Ramkissoon, Haywantee, y Felix T Mavondo. 2015. “The satisfaction–place attachment relationship: Potential mediators and moderators”. *Journal of Business Research* 68 (12): 2593–2602. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2015.05.002>.
- Reades, Jonathan, Jordan De Souza, y Phil Hubbard. 2019. “Understanding urban gentrification through machine learning”. *Urban Studies* 56 (5): 922–42. <https://doi.org/10.1177/0042098018789054>.
- Ren, Honghao, y Henk Folmer. 2016. “Determinants of residential satisfaction in urban China: A multi-group structural equation analysis”. *Urban Studies* 54 (6): 1407–25. <https://doi.org/10.1177/0042098015627112>.
- Rojas, Mariano. 2006. “Life satisfaction and satisfaction in domains of life: is it a simple relationship?” *Journal of Happiness Studies* 7 (4): 467–97. <https://doi.org/10.1007/s10902-006-9009-2>.

- . 2008. “Experienced Poverty and Income Poverty in Mexico: A Subjective Well-Being Approach”. *World Development* 36 (6): 1078–93.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2007.10.005>.
- . 2012. “Quality of Life in Latin America and the Caribbean”. En *Handbook of Social Indicators and Quality of Life Research*, editado por Kenneth C Land, Alex C Michalos, y M Joseph Sirgy, 529–45. Dordrecht: Springer Netherlands.
https://doi.org/10.1007/978-94-007-2421-1_24.
- Rojas, Mariano, y Maikol Elizondo-Lara. 2012. “Satisfacción con la vida en Costa Rica: Un enfoque de dominios de vida”. *Latin American Research Review* 47 (1): 78–94.
<http://www.jstor.org/stable/41413331>.
- Rojas, Mariano, y Karen Watkins-Fassler. 2022. “Religious Practice and Life Satisfaction : A Domains - of - Life Approach”. *Journal of Happiness Studies* 23 (5): 2349–69.
<https://doi.org/10.1007/s10902-022-00510-9>.
- Roth, Bettina, Elisabeth Hahn, y Frank M Spinath. 2016. “Income Inequality, Life Satisfaction, and Economic Worries”. *Social Psychological and Personality Science* 8 (2): 133–41. <https://doi.org/10.1177/1948550616664955>.
- Sabel, Clive E, Prince M Amegbor, Zhaoxi Zhang, Tzu-Hsin Karen Chen, Maria B Poulsen, Ole Hertel, Torben Sigsgaard, Henriette T Horsdal, Carsten B Pedersen, y Jibrán Khan. 2021. “Urban Health and Wellbeing”. En *Urban Informatics*, editado por Wenzhong Shi, Michael F Goodchild, Michael Batty, Mei-Po Kwan, y Anshu Zhang, 259–80. Singapore: Springer Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-15-8983-6_17.
- Salinas-Jiménez, M^a del Mar, Joaquín Artés, y Javier Salinas-Jiménez. 2011. “Education as a Positional Good: A Life Satisfaction Approach”. *Social Indicators Research* 103 (3): 409–26. <https://doi.org/10.1007/s11205-010-9709-1>.
- Schonlau, Matthias, y Rosie Yuyan Zou. 2020. “The random forest algorithm for statistical learning”. *The Stata Journal: Promoting communications on statistics and Stata* 20 (1): 3–29. <https://doi.org/10.1177/1536867X20909688>.
- Sen, Amartya, y Sudhir Anand. 1994. “Human Development Index: Methodology and Measurement”. New York. <http://hdr.undp.org/sites/default/files/oc12.pdf>.
- Silva, Jérôme, Femke de Keulenaer, y Nick Johnstone. 2012. “Environmental quality and life satisfaction: Evidence based on micro-data”. 44. OECD Environment Working Papers. <https://doi.org/10.1787/19970900>.
- Sirgy, M Joseph, y Terri Cornwell. 2002. “How Neighborhood Features Affect Quality of Life”. *Social Indicators Research* 59 (1): 79–114.
<https://doi.org/10.1023/A:1016021108513>.
- Sirgy, M Joseph, Don R Rahtz, Muris Cicic, y Robert Underwood. 2000. “A method for assessing residents’ satisfaction with community-based services: a quality-of-life perspective”. *Social Indicators Research* 49 (3): 279–316.
<https://doi.org/10.1023/A:1006990718673>.
- Smith-Greenaway, Emily, y Sara Yeatman. 2020. “Unrealized Educational Expectations and Mental Health: Evidence from a Low-Income Country”. *Social Forces* 98 (3): 1112–42.
<https://doi.org/10.1093/sf/soz021>.
- Smith, David Marshall. 1973. *The geography of social well-being in the United States: An introduction to territorial social indicators*. New York: McGraw- Hill.
- Somarriba Arechavala, Noelia, y Pilar Zarzosa Espina. 2016. “Quality of Life in Latin America: A Proposal for a Synthetic Indicator”. En *Indicators of Quality of Life in Latin America*, editado por Graciela Tonon, 19–56. Cham: Springer International Publishing.
https://doi.org/10.1007/978-3-319-28842-0_2.
- Stimson, Robert, y Robert W Marans. 2011. “Objective Measurement of Quality of Life Using Secondary Data Analysis”. En *Investigating Quality of Urban Life: Theory,*

- Methods, and Empirical Research*, editado por Robert W Marans y Robert J Stimson, 33–53. Dordrecht: Springer Netherlands. https://doi.org/10.1007/978-94-007-1742-8_2.
- Suel, Esra, John W. Polak, James E. Bennett, y Majid Ezzati. 2019. “Measuring social, environmental and health inequalities using deep learning and street imagery”. *Scientific Reports* 9 (1): 6229. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-42036-w>.
- Torres, Lucía Herrera, Mara Rachel Souza Soares de Quadros, y João Fortunato Soares de Quadros Júnior. 2018. “Evaluación de la calidad en la educación superior: una revisión de la literatura a partir de la satisfacción del alumnado”. *Cadernos de Pesquisa* 25 (2): 71–89. <https://doi.org/10.18764/2178-2229.v25n2p71-89>.
- Unanue, Wenceslao, Marcos E Gómez, Diego Cortez, Juan C Oyanedel, y Andrés Mendiburo-Seguel. 2017. “Revisiting the Link between Job Satisfaction and Life Satisfaction: The Role of Basic Psychological Needs”. *Frontiers in Psychology*. <https://www.frontiersin.org/article/10.3389/fpsyg.2017.00680>.
- Venables, W. N., y B. D. Ripley. 2002. *Modern Applied Statistics with S*. Statistics and Computing. New York, NY: Springer New York. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-21706-2>.
- Vittersø, Joar. 2001. “Personality traits and subjective well-being: emotional stability, not extraversion, is probably the important predictor”. *Personality and Individual Differences* 31 (6): 903–14. [https://doi.org/10.1016/S0191-8869\(00\)00192-6](https://doi.org/10.1016/S0191-8869(00)00192-6).
- Wang, Senzhang, y Jiannong Cao. 2021. “AI and Deep Learning for Urban Computing”. En *Urban Informatics*, editado por Wenzhong Shi, Michael F Goodchild, Michael Batty, Mei-Po Kwan, y Anshu Zhang, 815–44. Singapore: Springer Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-15-8983-6_43.
- Weerasinghe, I. S, y R. L Fernando. 2017. “Students’ Satisfaction in Higher Education”. *American Journal of Educational Research* 5 (5): 533–39. <https://ssrn.com/abstract=2976013>.
- Weijs-Perrée, Minou, Pauline van den Berg, Theo Arentze, y Astrid Kemperman. 2015. “Factors influencing social satisfaction and loneliness: a path analysis”. *Journal of Transport Geography* 45: 24–31. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2015.04.004>.
- Weijs-Perrée, Minou, Pauline Van den Berg, Theo Arentze, y Astrid Kemperman. 2017. “Social networks, social satisfaction and place attachment in the neighborhood”. *REGION* 4 (3): 133–51. <https://doi.org/10.18335/region.v4i3.194>.
- Wheeler, David C, y Antonio Páez. 2010. “Geographically Weighted Regression”. En *Handbook of Applied Spatial Analysis: Software Tools, Methods and Applications*, editado por Manfred M Fischer y Arthur Getis, 461–86. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-03647-7_22.
- Wong, Cecilia. 2015. “A framework for ‘City Prosperity Index’: Linking indicators, analysis and policy”. *Habitat International* 45 (enero): 3–9. <https://doi.org/10.1016/j.habitatint.2014.06.018>.
- Xue, P, C M Mak, y Z T Ai. 2016. “A structured approach to overall environmental satisfaction in high-rise residential buildings”. *Energy and Buildings* 116: 181–89. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.01.006>.
- Yang, Chao, y Padmini Srinivasan. 2016. “Life Satisfaction and the Pursuit of Happiness on Twitter”. *PLOS ONE* 11 (3): 1–30. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0150881>.
- Yi, Xiangren, You Fu, Ryan Burns, y Meng Ding. 2019. “Weight Status, Physical Fitness, and Health-Related Quality of Life among Chinese Adolescents: A Cross-Sectional Study”. *International Journal of Environmental Research and Public Health*. <https://doi.org/10.3390/ijerph16132271>.

- Yuan, Hao. 2016. "Structural Social Capital, Household Income and Life Satisfaction: The Evidence from Beijing, Shanghai and Guangdong-Province, China". *Journal of Happiness Studies* 17 (2): 569–86. <https://doi.org/10.1007/s10902-015-9622-z>.
- Yuan, Liang, Kongjoo Shin, y Shunsuke Managi. 2018. "Subjective Well-being and Environmental Quality: The Impact of Air Pollution and Green Coverage in China". *Ecological Economics* 153: 124–38. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2018.04.033>.
- Yue, Tsen Poh, Barakatun-Nisak Mohd Yusof, Zubaidah Binti Nor Hanipah, y Tikfu Gee. 2022. "Food tolerance, nutritional status and health-related quality of life of patients with morbid obesity after bariatric surgery". *Clinical Nutrition ESPEN* 48: 321–28. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.clnesp.2022.01.026>.
- Zhu, Ruoqing, Donglin Zeng, y Michael R Kosorok. 2015. "Reinforcement Learning Trees". *Journal of the American Statistical Association* 110 (512): 1770–84. <https://doi.org/10.1080/01621459.2015.1036994>.
- Ziolkowski, Artur, Aleksandra Blachnio, y Maria Pachalska. 2015. "An evaluation of life satisfaction and health–Quality of life of senior citizens". *Annals of Agricultural and Environmental Medicine* 22 (1). <https://doi.org/https://doi.org/10.5604/12321966.1141385>.
- Zuhdi, Shaifudin, Dewi Retno Sari Saputro, y Purnami Widyaningsih. 2017. "Parameters Estimation of Geographically Weighted Ordinal Logistic Regression (GWOLR) Model". *Journal of Physics: Conference Series* 855: 12064. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/855/1/012064>.